



TESIS TE142599

# **DENOISING CITRA BERBASIS ESTIMASI VARIAN NOISE ADAPTIF PADA KOEFISIEN WAVELET HOMOGEN**

SEPTIAN ENGGAR SUKMANA  
2213205019

Dosen Pembimbing:  
Prof. Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng, Ph.D  
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., MT.

PROGRAM MAGISTER  
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA  
JURUSAN TEKNIK ELEKTRO  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2015



THESIS TE142599

# **IMAGE DENOISING BASED ON ADAPTIVE NOISE VARIANCE ESTIMATION ON HOMOGENOUS WAVELET COEFFICIENTS**

SEPTIAN ENGGAR SUKMANA  
2213205019

Supervisors:  
Prof. Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng, Ph.D  
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

MASTER PROGRAM  
DEPARTMENT OF ELECTRICAL ENGINEERING  
FACULTY OF INDUSTRIAL TECHNOLOGY  
SEPULUH NOPEMBER INTITUTE OF TECHNOLOGY  
SURABAYA  
2015

**Tesis ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Teknik (MT)**

**di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

**Oleh :  
Septian Enggar Sukmana  
NRP. 2213 205 019**

**Tanggal Ujian : 9 Januari 2015  
Periode Wisuda : Maret 2015**

**1. Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng  
NIP. 19580916 198601 1 001**

**(Pembimbing I)**

**2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.  
NIP. 19680601 199512 1 009**

**(Pembimbing II)**

**3. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T.  
NIP. 19700313 199512 1 001**

**(Penguji I)**

**4. Dr. I Ketut Eddy Purnama, ST, MT  
NIP. 19690730 199512 1 001**

**(Penguji II)**

**5. Dr. Adhi Dharma Wibawa, ST., MT  
NIP. 197605052008121003**

**(Penguji III)**

**Direktur Program Pasca Sarjana,**

**Prof. Dr. Ir. Adi Soeprijanto, MT.  
NIP. 19640405 199002 1 001**



# **DENOISING CITRA BERBASIS ESTIMASI VARIAN NOISE ADAPTIF PADA KOEFISIEN WAVELET HOMOGEN**

Nama Mahasiswa : Septian Enggar Sukmana  
NRP : 2213205019  
Pembimbing I : Prof. Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng, Ph.D.  
Pembimbing II : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

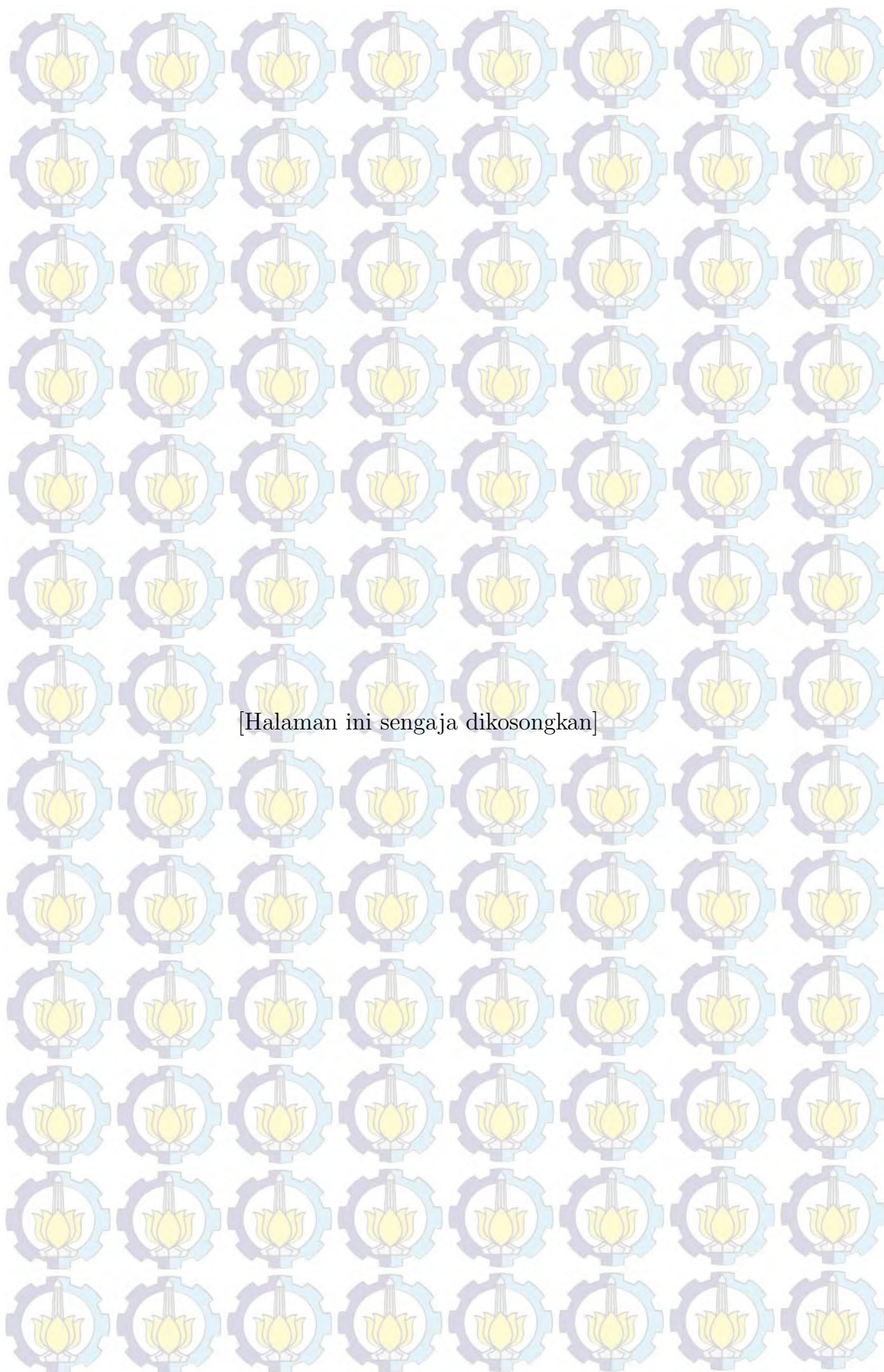
## **Abstrak**

Noise selalu menjadi masalah bagi citra baik secara domain spasial maupun domain frekuensi. Denoising adalah upaya untuk mengatasi noise. Banyak teknik yang dilakukan untuk denoising sehingga denoising masih menjadi topik penelitian yang terus diupayakan. Homogenitas koefisien wavelet adalah salah satu teknik denoising melalui pengkalisifkasian koefisien wavelet menjadi dua jenis yaitu koefisien sinyal dan koefisien terkontaminasi noise menggunakan ant colony optimization (ACO) berbasis klasifikasi sebelum dilakukan estimasi terhadap koefisien wavelet tersebut. Estimasi varian noise pada teknik homogenitas ini menggunakan median absolute deviation (MAD), namun estimasi berbasis MAD dikhawatirkan melewati koefisien noise yang memiliki yang lebih besar daripada nilai hasil estimasi dan detil sinyal yang lebih kecil daripada nilai estimasi. Estimasi varian adaptif yang merupakan kombinasi antara estimasi MAD dengan threshold adaptif yang dioperasikan pada setiap blok citra di dalam setiap level penguraian wavelet diusulkan untuk mengurangi resiko kesalahan estimasi varian noise berbasis MAD.

Percobaan pada metode yang diusulkan dilakukan dengan menggunakan metode AntShrink sebagai metode pembanding dan tiga basis wavelet yaitu Daubechies, Haar, dan Symlet dengan standar deviasi  $\sigma_n$  10, 25, 50, dan 75. Hasil percobaan menunjukkan kualitas citra hasil denoising pada metode yang diusulkan masih kalah unggul dibandingkan hasil dari metode AntShrink secara visual. Pada sebagian besar hasil percobaan yang dilakukan menggunakan pengukuran PSNR dan SSIM, hasil dari metode yang diusulkan unggul terhadap metode AntShrink terutama pada  $\sigma_n > 50$ . Selain itu, degradasi nilai hasil pengukuran yang relatif kecil pada metode yang diusulkan membuktikan bahwa metode yang diusulkan memiliki ketahanan terhadap kasus noise yang besar. namun pada pengukuran NQM, hasil denoising dari metode Antshrink selalu unggul dibandingkan hasil denoising pada metode yang diusulkan.

**Kata-kunci:** Image Denoising, estimasi varian noise adaptif, koefisien wavelet homogen, Wavelet Shrinkage, AntShrink





[Halaman ini sengaja dikosongkan]



# IMAGE DENOISING BASED ON ADAPTIVE NOISE VARIANCE ESTIMATION ON HOMOGENOUS WAVELET COEFFICIENTS

Name : Septian Enggar Sukmana  
NRP : 2213205019  
Promotor : Prof. Ir. Mauridhi Hery P., M.Eng, Ph.D.  
Co-Promotor : Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.

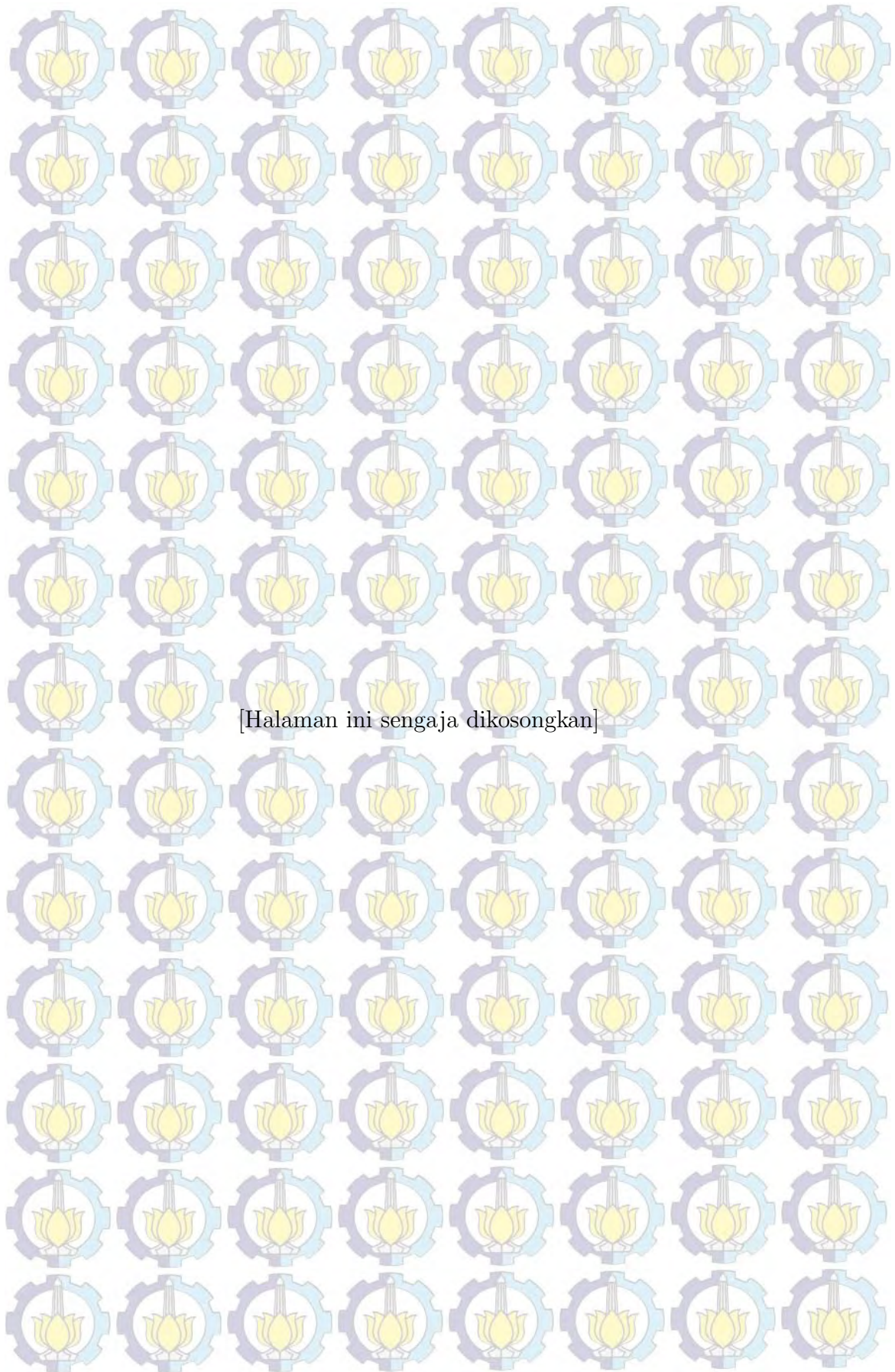
## Abstract

Noise has been a problem for image on spatial domain or frequency domain. Denoising is the way to tackle the problem that is occurred by noise. There are too many denoising techniques so denoising methods are still being sought until now. Homogenous classification for wavelet coefficients is one of denoising method kind which is classifying wavelet coefficients become two kind of coefficients, signal coefficients and noisy coefficients by using ant colony optimization (ACO) based classification. The noise variance estimation on this method uses median absolute deviation (MAD). But, MAD passes noisy coefficients which have larger number than estimation value and signal details which have smaller number than estimation value. Adaptive noise variance estimation which is combination of MAD and adaptive thresholding is proposed to decrease the risk of estimation error from MAD.

The experiment for proposed method uses AntShrink as comparator method and three wavelet bases such as Daubechies, Haar, and Symmlet with standart deviation  $\sigma_n$  10, 25, 50, 75. The experiment result shows that the denoised image from AntShrink outperforms the denoised image from proposed method visually. On PSNR and SSIM measurement, denoised image from proposed method outperforms the denoised image from AntShrink on  $\sigma_n > 50$ . Beside that, the degradation of resulting value of proposed method shows that the proposed method has better denoising quality than AntShrink on big noise case. But on NQM measurement, denoising result on AntShrink outperforms the proposed method.

**Kata-kunci:** Image Denoising, adaptive noise variance estimation, homogenous wavelet coefficient, Wavelet Shrinkage, AntShrink







## KATA PENGANTAR

Segala puji kehadiran Allah SWT karena dengan rahmat dan hidayahNya, penyusunan tesis berjudul "**DENOISING CITRA BERBASIS ESTIMASI VARIAN NOISE ADAPTIF PADA KOEFISIEN WAVELET HOMOGEN**" dapat diselesaikan dengan lancar. Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu penyelesaian penyusunan tesis ini. Secara khusus, penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Prof. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M. Eng., Ph.D. dan Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, koreksi, dan motivasi dalam penyusunan tesis ini.
2. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T., Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T., dan Dr. Adhi Dharma Wibawa, S.T., M.T. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan menjadi rekan diskusi untuk perbaikan dan pengembangan tesis ini.
3. Dr. Supeno Mardi Susiki Nugroho, S.T., M.T. selaku koordinator bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia.
4. Para dosen pengajar di Program Pascasarjana Teknik Elektro, bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia yang telah memberikan banyak ilmu kepada penulis selama menempuh pendidikan Magister di Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
5. Kementrian Riset, Teknologi, dan Pendidikan Tinggi (Kabinet Kerja) atau Kementrian Pendidikan Nasional melalui Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi (Kabinet Indonesia Bersatu II) yang telah memberikan Beasiswa Pendidikan Pascasarjana Dalam Negeri (BPP-DN).
6. Ayah M. Musthowilik dan Ibu Asmaul Husna yang telah memberikan motivasi dan doa-doa yang selalu menyertai penulis dalam setiap langkah, serta Rizky Winanda adik tercinta yang selalu menjadi pendukung dan penyemangat penulis.
7. Teman-teman seperjuangan S2 Jaringan Cerdas Multimedia yaitu: Bu Rini, Mas Ami, Bang Rial, Bu Ima, Enny, Rana, Liza, Nurul, Devi, Cak Mobed, Mbak Ratih, Mas Ashafidz, dan Bang Yonly yang telah banyak membantu selama studi S2 dan tempat sharing ilmu kepada penulis.
8. Teman-teman S2 JCM angkatan 2012 gasal, JCM-*Gametech*, dan Telematika khususnya Pak Afdhol, Bang Munawir, Mbak Ria, Bu Mira,



Budi, Akbar, Cindy, Pak Frangky, Pak Ruli, Pak Ismail, Mas Fajar, Mas Hasan, Neja, Louis, dan Aristo.

9. M. Ashar Pakkawaru S.T., M.T., Dyah Lestari, S.T., M.Eng., Drs. Sujono, M.T., Triyanna Widiyaningtyas, S.T., M.T., Dr. Ir. Syaad Patmanthara, M.Pd. yang telah memberikan rekomendasi, doa, dan nasehat dalam menempuh jenjang S2.

10. Jing Tian, Hari Om, dan David L. Donoho atas ide untuk tesis ini.

11. Pihak-pihak yang telah banyak membantu penulis yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penyusunan tesis ini. Saran dan kritik yang membangun sangat diharapkan oleh penulis sebagai perbaikan di waktu mendatang. Semoga penelitian dalam tesis ini sangat bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan memberikan nilai lebih bagi penerapannya di dalam masyarakat.

Surabaya, 30 Januari 2015  
Penulis,

Septian Enggar Sukmana  
NRP. 2213 205 019



## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	vii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	xi
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xxi
BAB I   Pendahuluan	1
1.1 Latar belakang	1
1.2 Rumusan masalah	3
1.3 Tujuan penelitian	4
1.4 Manfaat dan kontribusi penelitian	4
BAB II   Dasar Teori dan Kajian Pustaka	5
2.1 <i>State of The Art</i>	5
2.1.1 Klasifikasi koefisien <i>wavelet</i> menggunakan ACO	6
2.1.2 <i>Shrinkage</i>	7
2.2 Kontaminasi <i>noise</i> dan <i>denoising</i>	8
2.3 <i>Denoising</i> berbasis <i>wavelet</i> dan <i>thresholding</i> koefisien <i>wavelet</i>	11
2.4 <i>Denoising</i> berbasis komputasi lunak	14
2.5 Estimasi <i>noise</i> dan estimasi varian <i>noise</i>	16
2.6 Teknik klasifikasi homogen pada <i>denoising</i> citra	22
BAB III   Metodologi Penelitian	25
3.1 Data Penelitian dan Skenario Percobaan	25
3.1.1 Data Penelitian	25
3.1.2 Basis <i>wavelet</i> yang digunakan	26
3.1.3 Jenis <i>noise</i>	27
3.1.4 Objek estimasi	27
3.1.5 Evaluasi metode	28
3.2 Desain Penelitian	33
3.2.1 <i>2-D Discrete Wavelet Transform</i>	35
3.2.2 <i>Ant Colony Optimization</i> (ACO) berbasis klasifikasi	37
3.2.3 Estimasi Varian Sinyal	38
3.2.4 Estimasi Varian <i>Noise</i>	39
3.2.5 <i>Minimum Mean Square Error</i>	40



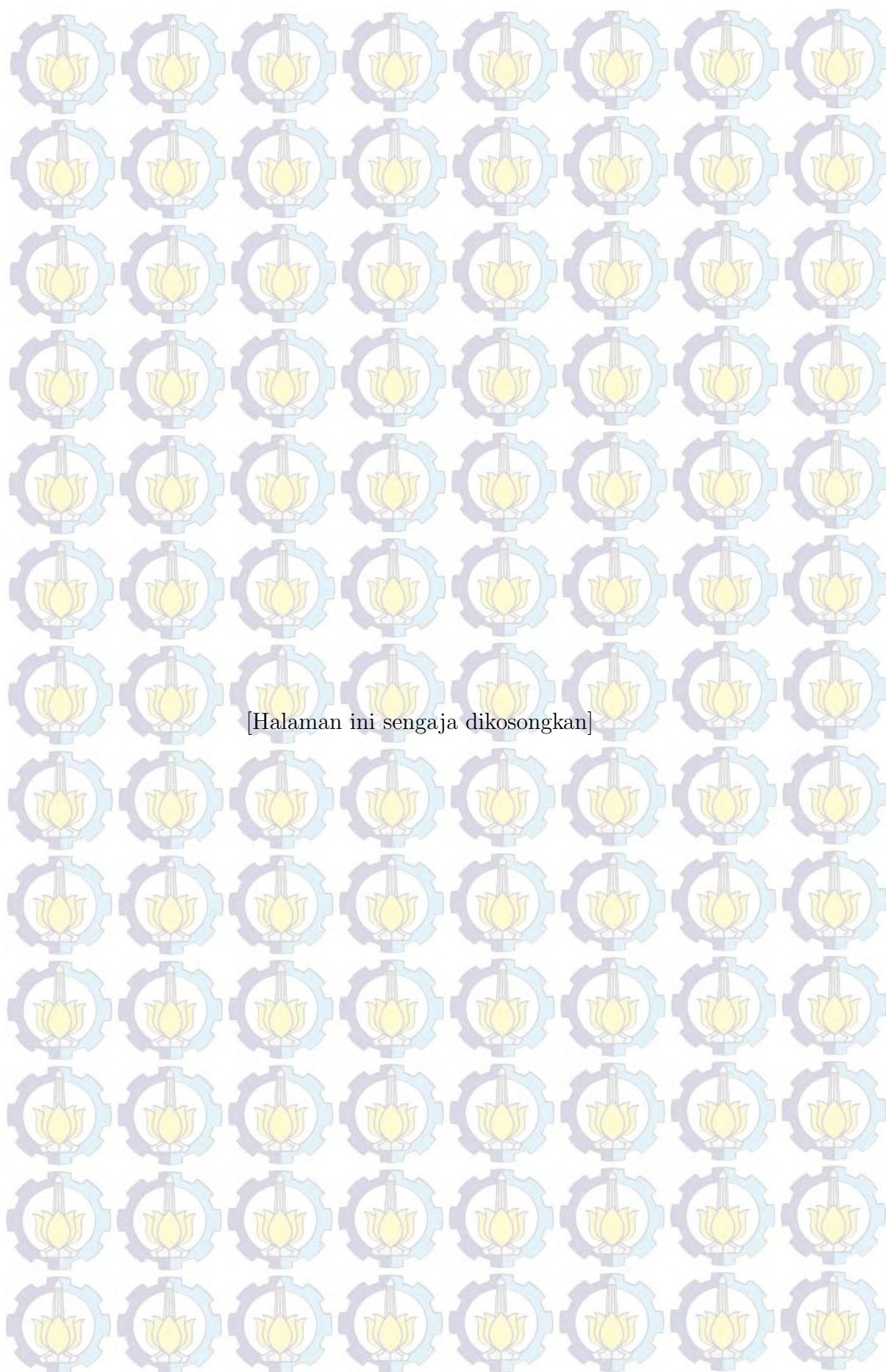
3.2.6	<i>Inverse Wavelet Transform</i> .....	41
BAB IV	Hasil dan Pembahasan .....	45
4.1	Penilaian kualitas citra hasil <i>denoising</i> menggunakan MSE...	45
4.1.1	Hasil Penilaian MSE pada <i>denoising</i> basis Daubechies ..	45
4.1.2	Hasil Penilaian MSE pada <i>denoising</i> basis Haar .....	47
4.1.3	Hasil Penilaian MSE pada <i>denoising</i> basis Symmlet ...	49
4.2	Penilaian kualitas citra hasil <i>denoising</i> menggunakan PSNR ..	51
4.2.1	Hasil Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> basis Daubechies	51
4.2.2	Hasil Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> basis Haar .....	53
4.2.3	Hasil Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> basis Symmlet ..	55
4.2.4	Kemampuan metode terhadap kasus <i>noise</i> besar dari Penilaian PSNR .....	57
4.3	Penilaian kualitas citra hasil <i>denoising</i> menggunakan SSIM ..	59
4.3.1	Hasil Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> basis Daubechies ..	60
4.3.2	Hasil Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> basis Haar .....	62
4.3.3	Hasil Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> basis Symmlet ...	64
4.3.4	Pemetaan SSIM .....	66
4.3.5	Korelasi tingkat <i>blur</i> dengan penilaian SSIM .....	69
4.4	Penilaian kualitas citra hasil <i>denoising</i> menggunakan NQM ..	70
4.4.1	Hasil penilaian NQM pada <i>denoising</i> basis Daubechies ..	70
4.4.2	Hasil penilaian NQM pada <i>denoising</i> basis Haar .....	71
4.4.3	Hasil penilaian NQM pada <i>denoising</i> basis Symmlet ...	72
4.4.4	Ketahanan metode terhadap <i>noise</i> dari penilaian NQM	73
4.5	Perbandingan rata-rata <i>error</i> estimasi varian <i>noise</i> .....	76
4.6	Perbandingan kualitas visual citra .....	77
4.6.1	Citra hasil <i>denoising</i> pada metode yang diusulkan .....	77
4.6.2	Perbandingan citra hasil <i>denoising</i> pada metode yang diusulkan dengan citra asli .....	79
4.6.3	Perbandingan kualitas visual <i>denoising</i> antara metode yang diusulkan dengan metode AntShrink .....	80
BAB V	Kesimpulan .....	97
5.1	Kesimpulan .....	97
5.2	Penelitian lanjutan .....	99
DAFTAR PUSTAKA		101
LAMPIRAN		103
A	Citra asli dan citra hasil <i>denoising</i> dengan basis Daubechies	105
B	Citra asli dan citra hasil <i>denoising</i> dengan basis Haar	121
C	Citra asli dan citra hasil <i>denoising</i> dengan basis Symmlet	133
D	Biodata Penulis	145



## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Daubechies</i> .....	83
Tabel 4.2	Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Haar</i> .....	84
Tabel 4.3	Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Symmlet</i> .....	85
Tabel 4.4	Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Daubechies</i> .....	86
Tabel 4.5	Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Haar</i> .....	87
Tabel 4.6	Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Symmlet</i> .....	88
Tabel 4.7	Hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Daubechies</i> .....	89
Tabel 4.8	Hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Haar</i> .....	90
Tabel 4.9	Hasil penilaian SSIM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Symmlet</i> .....	91
Tabel 4.10	Nilai <i>blur</i> untuk citra barbara, lena, dan smandrill pada setiap $\sigma_n$ .....	92
Tabel 4.11	Hasil penilaian NQM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Daubechies</i> .....	93
Tabel 4.12	Hasil penilaian NQM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Haar</i> .....	94
Tabel 4.13	Hasil penilaian NQM untuk citra hasil <i>denoising</i> basis <i>Symmlet</i> .....	95
Tabel 4.14	Hasil penghitungan <i>error</i> estimasi varian <i>noise</i> .....	95







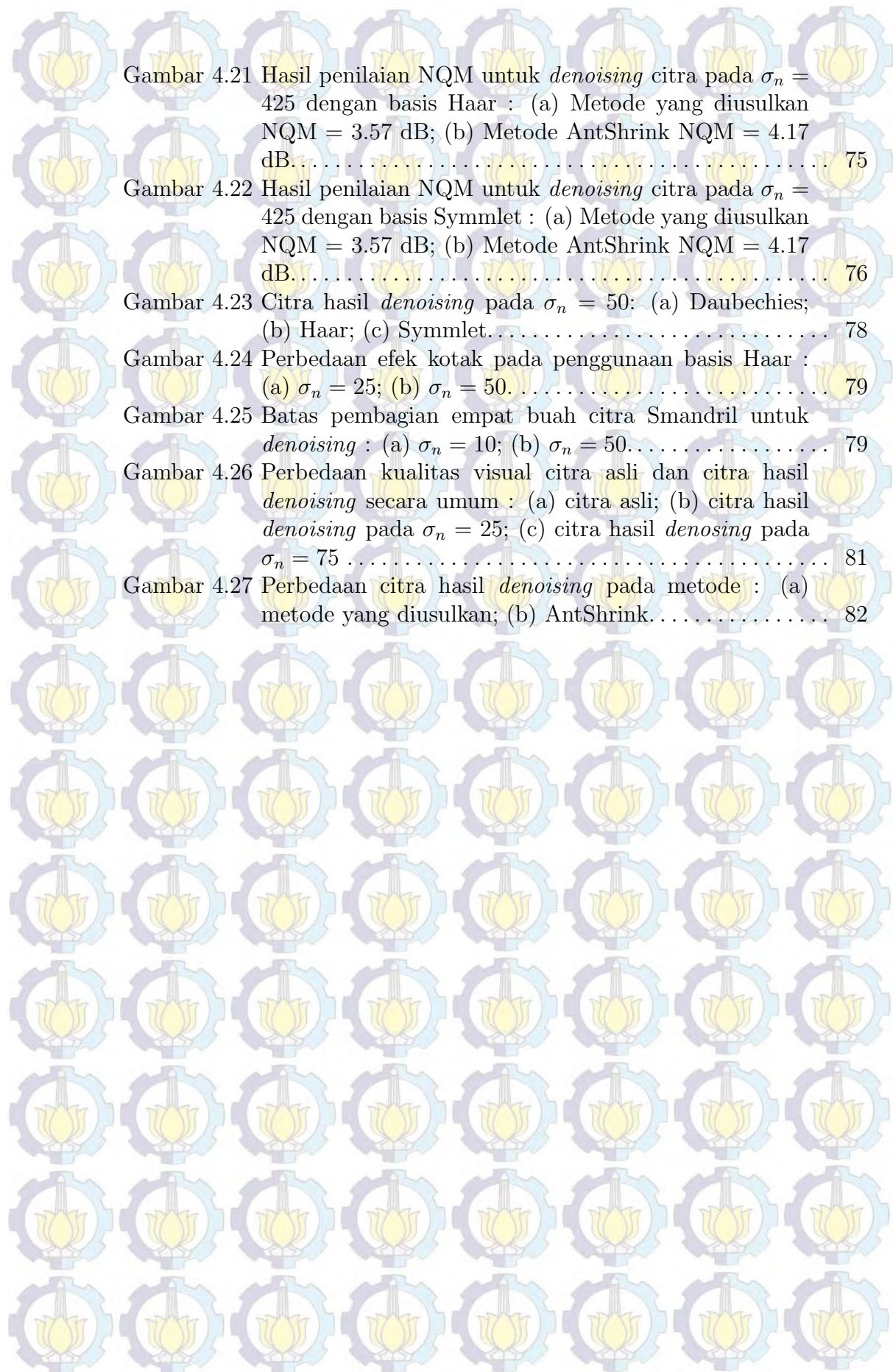
## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Jenis efek pada citra: a) citra asli; b) penguatan kontras; c) kontaminasi <i>Gaussian noise</i> ; d) kontaminasi <i>impulsive noise</i> ; e) <i>blurring</i> ; f) kompresi JPEG . . .	9
Gambar 2.2	Citra Barbara yang terkontaminasi <i>additive white gaussian noise</i> pada $\sigma_n = 50$ . . . . .	10
Gambar 2.3	Sinyal pada citra Barbara yang terkontaminasi <i>noise</i> . . .	11
Gambar 2.4	Model PDF untuk <i>additive white gaussian noise</i> pada $\sigma_n = 50$ . . . . .	11
Gambar 2.5	Citra Barbara yang telah dilakukan <i>denoising</i> . . . . .	12
Gambar 2.6	Sinyal pada citra Barbara yang telah dilakukan <i>denoising</i> . . . . .	12
Gambar 2.7	Model PDF untuk <i>additive white gaussian noise</i> pada $\sigma_n = 50$ yang telah dilakukan <i>denoising</i> . . . . .	13
Gambar 2.8	Ilustrasi kebergantungan tiga skala . . . . .	14
Gambar 2.9	Pengaturan pada posisi piksel $(i, j)$ (ditandai sebagai kotak abu-abu) . . . . .	19
Gambar 2.10	<i>Patch</i> pada citra Barbara untuk estimasi <i>noise</i> . . . . .	20
Gambar 2.11	Blok pada citra Lena, $\sigma_n = 5$ . . . . .	21
Gambar 2.12	Lokasi homogen : (a) sebelum diestimasi <i>robust estimator</i> ; (b) setelah diestimasi <i>robust estimator</i> ; (c) lokasi estimasi <i>noise</i> . . . . .	23
Gambar 3.1	Citra masukan yang digunakan sebagai contoh pada laporan percobaan : (a) Barbara; (b) Lena; (c) Smandril. . . . .	26
Gambar 3.2	Alur sistem pengukuran SSIM . . . . .	30
Gambar 3.3	Pemetaan SSIM : (a) Citra referensi; (b) Citra yang diukur; (c) Hasil pemetaan. . . . .	32
Gambar 3.4	Alur metodologi penelitian . . . . .	34
Gambar 3.5	Skema <i>2-D Discrete wavelet decomposition</i> . . . . .	36
Gambar 3.6	Implementasi penguraian citra <i>wavelet</i> menggunakan filter bank. . . . .	36
Gambar 3.7	Alur ACO untuk klasifikasi koefisien <i>wavelet</i> pada citra . . . . .	42
Gambar 3.8	Ilustrasi hubungan antara koefisien, <i>threshold</i> , dan standar deviasi. . . . .	43
Gambar 3.9	Skema rekonstruksi citra . . . . .	43
Gambar 4.1	Grafik rata-rata Penilaian MSE pada <i>denoising</i> menggunakan basis Daubechies. . . . .	46
Gambar 4.2	Grafik rata-rata Penilaian MSE pada <i>denoising</i> menggunakan basis haar . . . . .	48



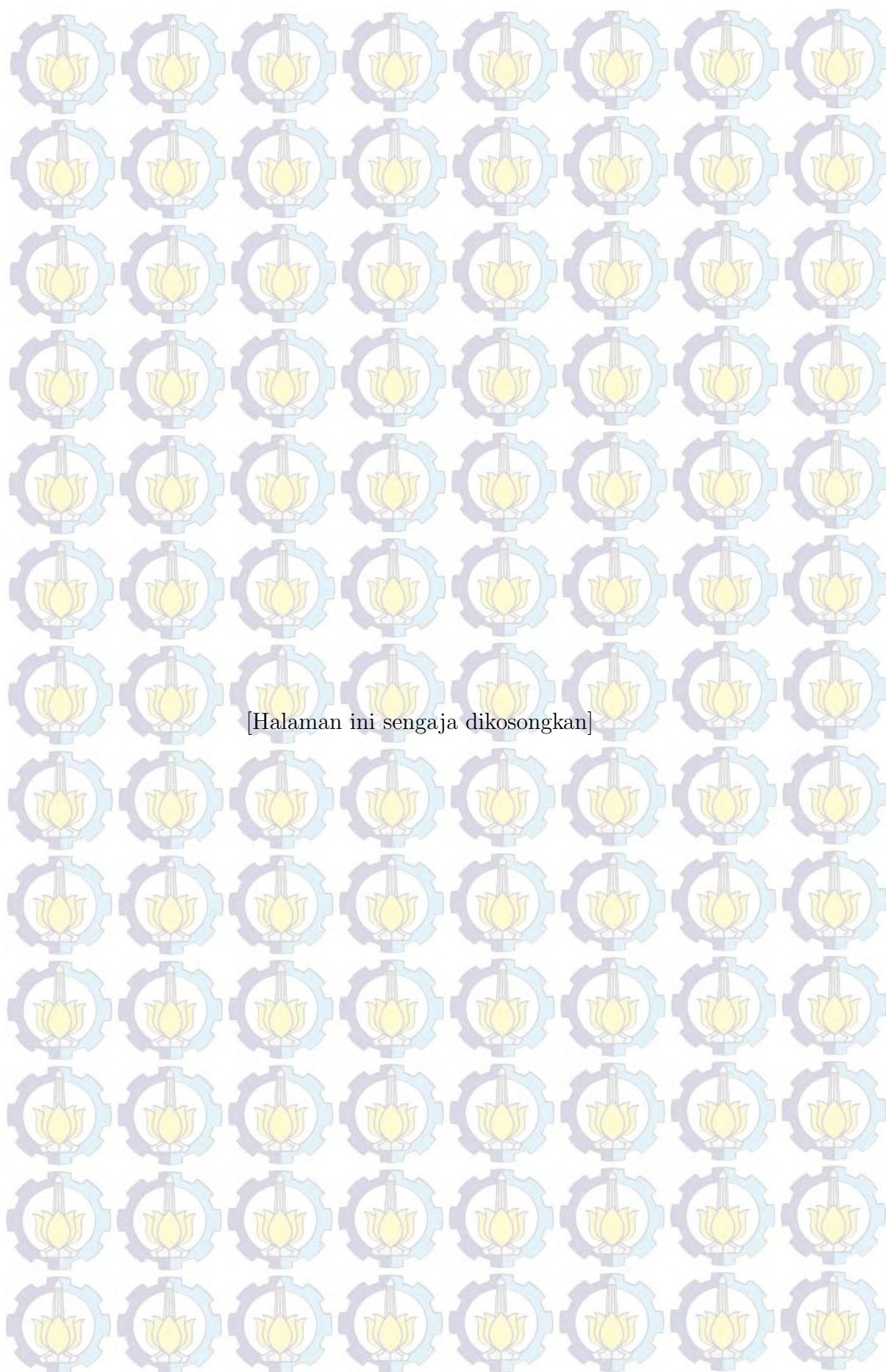
Gambar 4.3	Grafik rata-rata Penilaian MSE pada <i>denoising</i> menggunakan basis Symmlet.....	50
Gambar 4.4	Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> menggunakan basis Daubechies.....	52
Gambar 4.5	Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> menggunakan basis Haar .....	54
Gambar 4.6	Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada <i>denoising</i> menggunakan basis Symmlet.....	56
Gambar 4.7	Hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Symmlet : (a) Metode usulan PSNR = 18.57 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.76 dB.....	57
Gambar 4.8	Hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Daubechies : (a) Metode usulan PSNR = 18.39 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.91 dB. ....	58
Gambar 4.9	Hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Haar : (a) Metode usulan PSNR = 18.20 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.76 dB.....	59
Gambar 4.10	Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Daubechies.....	61
Gambar 4.11	Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Haar .....	63
Gambar 4.12	Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Symmlet.....	65
Gambar 4.13	Kondisi citra smandrill hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 10$ : (a) SSIM = 0.71; (b) SSIM = 0.88. ....	67
Gambar 4.14	Hasil pemetaan citra Smandrill pada $\sigma_n = 10$ menggunakan <i>wavelet</i> jenis Symmlet : (a) SSIM = 0.71; (b) SSIM = 0.88. ....	67
Gambar 4.15	Citra Barbara hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 75$ menggunakan <i>wavelet</i> jenis Daubechies : (a) SSIM = 0.50; (b) SSIM = 0.42. ....	68
Gambar 4.16	Hasil pemetaan citra Barbara pada $\sigma_n = 75$ menggunakan <i>wavelet</i> jenis Daubechies : (a) SSIM = 0.50; (b) SSIM = 0.42. ....	68
Gambar 4.17	Grafik rata-rata penilaian NQM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Daubechies.....	71
Gambar 4.18	Grafik rata-rata penilaian NQM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Haar .....	72
Gambar 4.19	Grafik rata-rata penilaian NQM pada <i>denoising</i> menggunakan basis Symmlet.....	73
Gambar 4.20	Hasil penilaian NQM untuk <i>denoising</i> citra pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Daubechies : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.61 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.76 dB.....	74





Gambar 4.21 Hasil penilaian NQM untuk <i>denoising</i> citra pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Haar : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.57 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.17 dB.....	75
Gambar 4.22 Hasil penilaian NQM untuk <i>denoising</i> citra pada $\sigma_n = 425$ dengan basis Symmlet : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.57 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.17 dB.....	76
Gambar 4.23 Citra hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 50$ : (a) Daubechies; (b) Haar; (c) Symmlet.....	78
Gambar 4.24 Perbedaan efek kotak pada penggunaan basis Haar : (a) $\sigma_n = 25$ ; (b) $\sigma_n = 50$ . ....	79
Gambar 4.25 Batas pembagian empat buah citra Smandril untuk <i>denoising</i> : (a) $\sigma_n = 10$ ; (b) $\sigma_n = 50$ .....	79
Gambar 4.26 Perbedaan kualitas visual citra asli dan citra hasil <i>denoising</i> secara umum : (a) citra asli; (b) citra hasil <i>denoising</i> pada $\sigma_n = 25$ ; (c) citra hasil <i>denosing</i> pada $\sigma_n = 75$ .....	81
Gambar 4.27 Perbedaan citra hasil <i>denoising</i> pada metode : (a) metode yang diusulkan; (b) AntShrink.....	82







# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar belakang

Pada sebuah citra, *noise* adalah komponen yang tidak diinginkan di dalam sebuah citra [5]. *Noise* pada citra terjadi karena beberapa hal, seperti: *white noise* yang terjadi pada penerimaan siaran televisi yang lemah dengan pemodelan *Gaussian*, hasil produksi citra digital melalui *scan*, transmisi citra *digital*, dan lain-lain. Dengan kehadiran *noise* pada citra, kualitas visual citra yang seharusnya tampil dengan baik menjadi terganggu oleh kontaminasi *noise*. Gangguan yang diakibatkan tergantung dari jenis *noise* yang mengkontaminasi, selain itu jumlah kontaminasi *noise* pada citra juga ikut mempengaruhi, semakin banyak kontaminasi *noise* pada citra, semakin banyak gangguan visual yang terdapat pada citra tersebut.

Kontaminasi citra oleh *noise* merupakan hal yang tidak dapat diabaikan. Permasalahan terhadap *noise* diupayakan melalui pendekatan yang disebut *denoising*. Sampai saat ini, teknik *denoising* diupayakan melalui berbagai penelitian dengan salah satu contoh adalah teknik *denoising* berbasis *wavelet*. Berberapa penelitian tentang teknik *denoising* antara lain *denoising* berbasis *wavelet* menggunakan *thresholding* pada koefisien *wavelet* oleh Donoho dan Johnstone [3] dan teknik tersebut dikembangkan oleh Chen dkk. [6] menggunakan kebergantungan tiga-skala sebagai teknik pemilihan koefisien, keuntungan dari pendekatan ini adalah posisi koefisien yang terkontaminasi *noise* dapat ditemukan melalui hubungan *parent-child* yang dibentuk oleh kebergantungan tiga-skala. Selain teknik *denoising* berbasis *wavelet*, teknik *denoising* berbasis komputasi lunak menjadi salah satu topik penelitian *denoising* yang mulai dikembangkan saat ini. Jing Tian dkk. [1] mengembangkan teknik *denoising* menggunakan *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi, pada penelitian tersebut ACO berbasis klasifikasi digunakan untuk melakukan klasifikasi koefisien *wavelet* pada setiap satu buah ketetanggaan. Hasil dari klasifikasi tersebut adalah koefisien yang homogen dalam satu ketetanggaan sehingga proses *denoising* dilakukan berdasarkan homogenitas tersebut. Selain penggunaan ACO untuk *denoising*, teknik komputasi lunak yang lain juga digunakan sebagai pengembangan teknik



*denoising*. Youlian dan Cheng [8] menggunakan *particle swarm optimization* (PSO) untuk memilih ukuran elemen yang sesuai untuk daerah yang akan dilakukan *denoising*. Parameter pada PSO pada pendekatan *denoising* ini dikombinasikan dengan *peak signal to noise ratio* dan berperan sebagai penemu solusi optimal. Selain menggunakan pendekatan komputasi lunak berbasis optimalisasi, pendekatan *fuzzy* juga digunakan sebagai pengembangan teknik *denoising*. Jamal [9] menggunakan fitur *fuzzy* untuk meningkatkan informasi koefisien *wavelet* pada tahap *shrinkage*. Pada tahap *shrinkage* tersebut, terjadi perbandingan antara fitur *fuzzy* dengan koefisien sehingga dengan adanya perbandingan tersebut, tingkat perlakuan *shrinkage* dapat dilakukan secara adaptif.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Jing Tian dkk. [1], terjadi proses homogenitas terhadap koefisien *wavelet* di dalam sebuah ketetanggaan-8. Teknik homogenitas merupakan salah satu teknik yang mulai digunakan untuk *denoising* akhir-akhir ini. Teknik homogenitas berfungsi untuk efisiensi dan optimalisasi (bergantung dari tujuan dari pendekatan yang dipakai). Homogenitas yang diperlakukan pada koefisien *wavelet* oleh Jing Tian dkk. [1] merupakan salah satu contoh dari penerapan homogenitas pada *denoising* untuk efisiensi. Pengertian efisiensi yang dilakukan oleh Jing Tian dkk adalah proses estimasi varian sinyal hanya dilakukan pada koefisien yang terklasifikasi (koefisien yang terkontaminasi *noise*), hal tersebut berbeda dengan teknik *denoising* yang lain menggunakan seluruh koefisien dalam satu ketetanggaan. Contoh penerapan homogenitas pada *denoising* untuk optimalisasi ditunjukkan oleh beberapa penelitian. Jing Tian [13] mengusulkan teknik homogenitas *patch* untuk estimasi varian *noise* citra yang akan dilakukan *denoising*. Pendekatan yang dilakukan adalah dengan penyebaran *patch* ke dalam citra dan homogenitas *patch* diterapkan untuk membatasi daerah yang terkontaminasi *noise*. Shin dkk [14] melakukan homogenitas citra melalui penciptaan blok-blok pada citra. Blok-blok citra tersebut berfungsi sebagai pemilihan blok yang *smooth*. Blok yang *smooth* (blok yang terpilih) dianggap sebagai blok yang homogen. Ghazal dan Amer [15] mengurangi blok yang diusulkan oleh Shin dkk. [14] melalui filterisasi partikel dan pembobotan benih yang terinisialisasi sehingga homogenitas pada blok lebih kuat.

Meskipun teknik homogenitas dianggap sebagai teknik yang efisien dan optimal, namun untuk kasus *denoising* hal tersebut tidaklah cukup. Estimasi varian *noise* perlu diperhatikan karena estimasi varian *noise* merupakan salah satu komponen penting atas keberhasilan sebuah metode *denoising*.



Kombinasi antara teknik homogenitas dan estimasi varian menjadi topik yang penting untuk diteliti. Shin [14] dan Ghazal [15] membuktikan bahwa homogenitas dapat diterapkan untuk estimasi varian *noise*. Namun muncul permasalahan lain muncul yaitu penerapan estimasi varian *noise* terhadap objek yang homogen, atau pada kasus *denoising* adalah koefisien yang homogen dalam sebuah ketetanggaan lokal. Hal tersebut juga menjadi topik pada penelitian yang dilakukan Jing Tian dkk. [1]. Pendekatan estimasi varian *noise* yang digunakan oleh Jing Tian dkk. [1] adalah *median absolute deviation* (MAD). Keunggulan yang dimiliki MAD adalah kemampuan untuk menangani *upward bias* yang terjadi pada *subband HH* dan *upward bias* tersebut sering dianggap sebagai *noise* [3]. Namun, meskipun MAD mampu membedakan *noise* asli dengan efek *upward bias*, estimasi varian *noise* pada level penguraian tersebut dapat menyebabkan *error*, verifikasi terhadap koefisien tidak dapat dilakukan dengan baik pada semua detil *subband* [10]. Selain itu pendekatan estimasi varian *noise* berbasis MAD tidak cocok untuk estimasi *noise* yang bersifat *real-time* [14].

Detil pada koefisien homogen harus terestimasi dengan baik. Oleh karena itu, untuk mengatasi kekurangan dari MAD maka diperlukan estimasi varian *noise* adaptif supaya metode *denoising* menghasilkan kualitas yang lebih baik. Pada penelitian yang dilakukan, pendekatan estimasi varian *noise* yang digunakan adalah pendekatan estimasi varian *noise* yang diusulkan oleh Hari Om [2]. Pendekatan yang digunakan oleh Hari Om [2] adalah kombinasi *adaptive thresholding* dengan MAD. Dengan penerapan estimasi varian *noise* oleh Hari Om [2] diharapkan hasil dari *denoising* berbasis koefisien *homogen* pada penelitian ini lebih baik daripada pendekatan yang dilakukan sebelumnya oleh Jing Tian dkk. [1].

Pada penelitian ini, hasil metode yang diusulkan dibandingkan dengan hasil metode yang dikembangkan oleh jing Tian [1]. Evaluasi metode dilakukan menggunakan metode *peak signal to noise ratio* (PSNR) dan *structural similarity index measure* (SSIM).

## 1.2 Rumusan masalah

Kurang optimalnya sebuah metode *denoising* berbasis *wavelet* dapat dipengaruhi oleh estimasi varian *noise* terhadap koefisien-koefisien *wavelet*. Meskipun koefisien *wavelet* diklasifikasikan secara homogen, estimasi varian *noise* yang dilakukan juga tidak menjamin sebuah proses *denoising* memberikan hasil estimasi yang lebih optimal. Berdasarkan permasalahan



tersebut, maka diperlukan estimasi varian *noise* adaptif supaya detail koefisien pada *subband* lebih terverifikasi sehingga hasil estimasi varian *noise* lebih optimal dan *denoising* citra yang dilakukan memberikan hasil kualitas yang lebih baik.

### 1.3 Tujuan penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan teknik *denoising* berbasis koefisien *wavelet* homogen menggunakan estimasi varian *noise* adaptif.

### 1.4 Manfaat dan kontribusi penelitian

Penelitian ini bermanfaat untuk memberikan hasil *denoising* citra yang lebih unggul dibandingkan dengan hasil dari metode-metode *denoising* yang dilakukan sebelumnya. Penelitian ini berkontribusi bagi peneliti pemrosesan citra sebagai referensi pengembangan teknik *denoising* dan metode evaluasi kualitas citra. Kontribusi penelitian ini bagi khayalak umum adalah penerapan *denoising* pada beberapa citra yang bersifat khusus, seperti citra *synthetic aperture radar* (SAR) atau citra satelit.



## BAB II

### DASAR TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini, definisi dan penelitian-penelitian yang berkorelasi dengan penelitian yang dilakukan dijelaskan sebagai penunjang untuk penelitian. Penjelasan yang terdapat pada bab ini terdiri dari dua bahasan utama yaitu *state of the art* yang berisi tentang deskripsi penelitian yang diacu dan materi pembahasan yang memiliki keterkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

#### 2.1 *State of The Art*

Penelitian yang menjadi acuan pada penelitian ini dilakukan oleh Jing Tian dkk. [1]. Metode yang diusulkan pada penelitian adalah kombinasi antara *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi dengan *wavelet shrinkage*. *Wavelet shrinkage* merupakan teknik *denoising* berbasis *wavelet* dengan cara penyusutan koefisien-koefisien yang terkontaminasi *noise*. Sesuai dengan basisnya yaitu *wavelet*, citra diuraikan menjadi beberapa *subband* untuk mengetahui koefisien-koefisien *noise* dan dilanjutkan dengan estimasi dan penyusutan koefisien yang terestimasi sebagai koefisien *noise*. Tahap terakhir pada metode *wavelet shrinkage* adalah rekonstruksi citra menggunakan teknik invers penguraian citra untuk membentuk citra yang utuh. Permasalahan pada penelitian metode AntShrink adalah ketidaktepatan pada penggunaan seluruh koefisien *wavelet* yang bersebelahan secara lokal yang digunakan oleh penelitian-penelitian sebelumnya. Hal tersebut didasarkan bahwa estimasi dari *signal variance* biasanya berdasarkan *local neighborhood* dan *signal variance* pada domain *wavelet* menunjukkan ketergantungan *intra-scale* yang kuat [4].

Metode AntShrink melibatkan *intra-scale dependency* terhadap koefisien *wavelet* untuk melakukan estimasi pada *signal variance* hanya dengan menggunakan koefisien yang bersebelahan secara lokal yang homogen. *Ant colony optimization* yang ditujukan sebagai teknik untuk melakukan klasifikasi koefisien *wavelet* digunakan untuk menemukan koefisien yang bersebelahan secara lokal yang homogen tersebut. Pendekatan dari metode AntShrink terbagi menjadi dua, yaitu: (1) klasifikasi koefisien *wavelet* menggunakan ACO dan (2) *shrinkage*.



### 2.1.1 Klasifikasi koefisien *wavelet* menggunakan ACO

Pada pendekatan ini, ACO diterapkan untuk klasifikasi koefisien *wavelet*. Hal tersebut berhubungan dengan posisi setiap koefisien dimana nilai *signal variance* diestimasi menggunakan koefisien yang bersebelahan dan berkategori sama (sebagai temuan dari metode ACO berbasis klasifikasi) sebagai koefisien pusat. Pendekatan ACO berbasis klasifikasi citra bertujuan untuk mempekerjakan sekelompok semut untuk bergerak pada citra 2-D untuk membentuk sebuah matriks feromon yang mana setiap masukannya memperlihatkan fitur tertentu pada setiap lokasi piksel pada citra.

Pendekatan ACO ini dimulai dari penempatan seekor semut pada sebuah citra berukuran  $M_1 \times M_2$  dimana setiap node direpresentasikan sebagai sebuah node. Nilai inisial dari setiap komponen matriks feromon  $\tau^{(0)}$  ditentukan sebagai bentuk konstan  $\tau_{init}$ . Ketika algoritma berjalan selama iterasi  $N$ , setiap semut pada setiap iterasi bergerak ke koefisien sebelahnya dan konten feromon pada jalur semut terupdate.

#### 2.1.1.1 Perpindahan semut

Pada sebuah iterasi ke- $n$ , sebuah semut dipilih secara acak dan bergerak pada bidang citra sejauh  $L$  langkah. Semut tersebut bergerak dari node  $(l, m)$  ke node sebelahnya  $(i, j)$  berdasarkan probabilitas transisi yang didefinisikan sebagai

$$P_{(i,j)(l,m)}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \Omega_{(l,m)}} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta} \quad (2.1)$$

dimana  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  adalah nilai feromon pada node  $(i, j)$ ,  $\Omega_{(l,m)}$  adalah node tetangga pada node  $(l, m)$ .  $\varphi_{i,j}$  menunjukkan informasi heuristik pada node  $(i, j)$ .  $\alpha$  dan  $\beta$  menunjukkan pengaruh matrix feromon dan matrix heuristik. Penggunaan node  $(l, m)$  dan  $(i, j)$  bertujuan untuk mendeskripsikan node  $(l, m)$  sebagai node yang digunakan semut berdasarkan 8-connectivity neighborhood dan node  $(i, j)$  sebagai node yang digunakan semut berdasarkan statistik lokal (invers dari nilai mutlak pada perbedaan di antara koefisien *wavelet*).

#### 2.1.1.2 Update feromon

Pada bagian ini, dua buah operasi *update* dioperasikan untuk melakukan *update* matriks feromon.

1. Update pertama dijalankan setelah perpindahan setiap semut. Setiap



komponen dari matrix feromon diupdate berdasar pada

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta \tau_{i,j}^{(k)}, & \text{jika (i,j) adalah rute terbaik.} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)}, & \text{jika tidak ada perubahan.} \end{cases} \quad (2.2)$$

dimana  $\rho$  digunakan untuk mengatur pengaruh solusi yang baru ditemukan pada jejak feromon.

2. Update kedua dijalankan setelah perpindahan semua semut dalam setiap langkah pembentuk yang berdasar pada

$$\tau^{(n)} = (1 - \varphi) \cdot \tau^{(n-1)} + \varphi \cdot \tau^{(0)} \quad (2.3)$$

dimana  $\varphi$  adalah koefisien yang cacat dari feromon tersebut.

### 2.1.2 Shrinkage

Estimasi *signal variance* pada metode ini adalah estimasi yang berbasis pada homogenitas koefisien yang bersebelahan dan memiliki kategori yang sama dengan dengan koefisien pusat, kemudian memasukkan nilai varian yang terestimasi ke dalam estimator untuk MMSE untuk mencapai sinyal yang *terdenoise*.

Adapun penjelasan dari masing-masing langkah dari metode ini adalah sebagai berikut:

1. *2-D discrete wavelet decomposition* dijalankan pada citra yang bernoise untuk mendapatkan koefisien *wavelet* yang mengalami *noise*.
2. ACO berbasis klasifikasi pada bagian 2.1.1 dijalankan.
3. Estimasi varian sinyal pada setiap koefisien yang ditemukan berdasarkan matriks feromon yang terbentuk. Penghitungan ini dilakukan untuk setiap koefisien kecuali pada *LL subband*.

$$\sigma_i^2 = \left( \frac{1}{|c(y_1)|} \sum_{y_i \in c(y_1)} y_j^2 - \sigma_n^2 \right)_+ \quad (2.4)$$

dimana  $c(y_i)$  didefinisikan sebagai koefisien di dalam sebuah *local square window* yang memiliki kategori sama yang dipusatkan pada sebuah koefisien  $y_i$ , dan  $|c(y_i)|$  adalah kardinalitas dari  $c(y_i)$ . Output dari fungsi  $(x)_+$  adalah 1. Jika  $x > 0$  maka outputnya adalah 0. Varian *noise* diestimasi melalui  $\hat{\tau}_n = \text{median}|y_i|/0.6745$  [6].



4. Menghitung estimasi MMSE untuk setiap koefisien melalui substitusi dari persamaan estimasi varian sinyal ke dalam persamaan MMSE yang ditemukan oleh [5]. Penghitungan ini dilakukan untuk setiap koefisien kecuali pada *LL subband* dengan melakukan substitusi dari persamaan 2.4 ke dalam

$$s_i = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_n^2} y_i \quad (2.5)$$

5. menjalankan *inverse wavelet transform* untuk membentuk citra yang telah diperbaiki penguraian *wavelet* yang diterapkan melalui *2-D discrete wavelet transform*.

Percobaan pada penelitian yang dilakukan oleh Jing Tian dkk. menggunakan tiga buah citra yaitu 512 x 512 *Barbara*, 512 x 512 *Boat*, dan 512 x 512 *Window* yang didefinisikan sebagai citra asli (*ground truth*) dan dibandingkan dengan citra yang telah dilakukan *denoise* sebagai pembanding kinerja. Citra yang mengalami *noise* diciptakan melalui penambahan *white Gaussian noise* pada citra asli dengan sebuah rata-rata nol dan standar deviasi  $\sigma_n$ . Percobaan pada penelitian ini dibagi menjadi dua bagian yaitu percobaan pertama untuk membandingkan metode *AntShrink* dengan enam metode *denoising* lainnya (*SureShrink*, *OracleShrink*, *BiShrink*, *SURElet*, *ProbShrink*) dimana hasil dari metode *AntShrink* menampilkan hasil yang terbaik dibandingkan dengan metode-metode *denoising* pembandingnya, dan percobaan kedua adalah meneliti tentang kompleksitas komputasi dari *AntShrink* dengan hasil *AntShrink* masih kalah dengan metode-metode *denoising* pembandingnya.

## 2.2 Kontaminasi *noise* dan *denoising*

Secara umum, citra yang diambil dari sistem pencitraan digital terkorupsi oleh sejumlah sumber *noise* seperti *photon shot noise*, *dark current noise*, *readout noise*, dan *quantization noise* [19]. Setiap *noise* memerlukan penanganan yang berbeda dengan menggunakan metode yang sesuai dengan *noise* tersebut. *Noise* merupakan komponen yang tidak terduga pada suatu citra [5]. Representasi *noise* dapat diwujudkan gangguan terhadap kualitas citra (gambar 2.2) dan representasi sinyal yang buruk (gambar 2.3). Penting untuk diketahui bahwa gangguan pada citra yang disebabkan oleh kontaminasi *noise* berbeda dengan bentuk efek lain pada citra. Gambar 2.1 menunjukkan perbedaan antara kontaminasi *noise* dengan efek citra lainnya. Citra asli (gambar 2.1(a)) merupakan citra yang belum mengalami perubahan, perubahan pada citra diakibatkan oleh beberapa perlakuan pada



citra. Penguatan kontras pada citra mengakibatkan perubahan citra yang sangat tajam seperti pada gambar 2.1(b). *Blurring* pada citra ditunjukkan pada gambar 2.1(e) dengan efek citra menjadi kabur. Efek dari kompresi JPEG pada citra ditunjukkan pada gambar 2.1(f), terlihat bahwa pada gambar tersebut informasi pada citra banyak berkurang. Kontaminasi *noise* oleh citra ditunjukkan pada gambar 2.1(c) dan (d), pada gambar 2.1(c) citra terkontaminasi oleh *Gaussian noise*, tampak citra terlihat seperti gangguan pada penerimaan sinyal televisi secara visual, sedangkan pada gambar 2.1(d) citra terkontaminasi oleh *impulsive noise*.



Gambar 2.1: Jenis efek pada citra: a) citra asli; b) penguatan kontras; c) kontaminasi *Gaussian noise*; d) kontaminasi *impulsive noise*; e) *blurring*; f) kompresi JPEG

Gangguan yang disebabkan oleh *noise* pada citra ditunjukkan pada gambar 2.2 dengan representasi sinyalnya ditunjukkan pada gambar 2.3. Citra Barbara yang ditunjukkan pada gambar 2.2 menunjukkan kualitas visual citra yang buruk akibat pengaruh *noise* pada jenis *additive white Gaussian noise* pada  $\sigma_n = 50$ .

Representasi sinyal pada kasus citra Barbara ditunjukkan pada gambar 2.2. Kontaminasi oleh *noise* pada sinyal tersebut menghasilkan representasi sinyal kurang bagus dan mengganggu visualisasi gerak sinyal.





Gambar 2.2: Citra Barbara yang terkontaminasi *additive white gaussian noise* pada  $\sigma_n = 50$

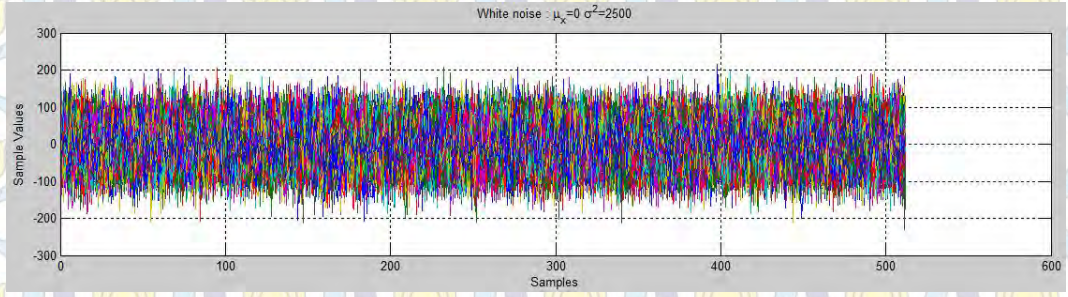
Gambar 2.4 menunjukkan model *probability density function* (PDF) dari *additive white gaussian noise* dengan standar deviasi  $\sigma_n = 50$ . Pada gambar tersebut terlihat histogram mengikuti model PDF dari *additive white gaussian noise*, hal tersebut menandakan *noise* masih dalam jumlah yang banyak.

Karena *noise* bersifat mengganggu, maka perlu upaya untuk menghilangkan *noise*. *Denoising* merupakan langkah untuk mengatasi *noise*. *Denoising* diupayakan melalui berbagai kegiatan penelitian sehingga teknik *denoising* selalu mengalami perkembangan dari waktu ke waktu. Pada citra, dampak *denoising* adalah berkurangnya gangguan visual citra oleh *noise*. Gambar 2.5 menunjukkan hasil *denoising* pada citra Barbara. Kondisi citra Barbara setelah dilakukan *denoising* pada gambar 2.5 lebih baik daripada kondisi citra Barbara yang terkontaminasi *noise* (gambar 2.2).

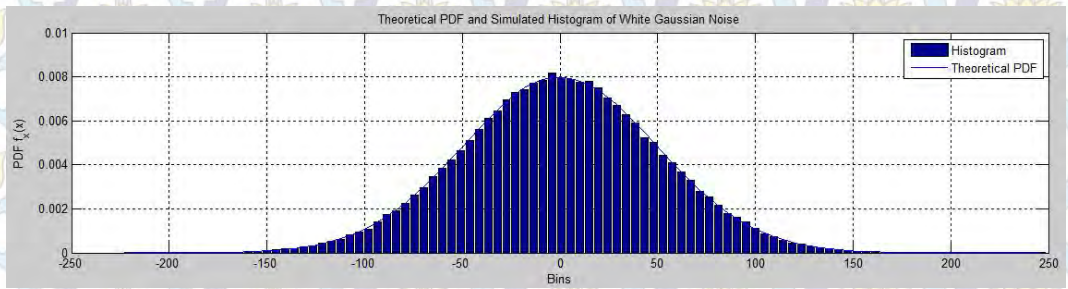
Representasi sinyal juga mengalami perubahan setelah mendapatkan *denoising*. Gambar 2.6 menunjukkan *noise* berkurang pada sinyal tersebut. Representasi sinyal terlihat lebih jelas dibandingkan sebelum mendapatkan *denoising*.

PDF pada gambar 2.7 menunjukkan pengurangan *noise*. PDF tidak





Gambar 2.3: Sinyal pada citra Barbara yang terkontaminasi *noise*



Gambar 2.4: Model PDF untuk *additive white gaussian noise* pada  $\sigma_n = 50$

lagi mengikuti distribusi *Gaussian* dan kepadatan yang direpresentasikan oleh histogram berkurang cukup banyak hingga mencapai jumlah yang kecil.

### 2.3 *Denoising* berbasis *wavelet* dan *thresholding* koefisien *wavelet*

*Denoising* citra adalah sebuah metode untuk menghilangkan (mengurangi) *noise* pada citra. Permasalahan dari *denoising* citra adalah memperbaiki citra  $f(n_1, n_2)$  dari sebuah pengamatan (estimasi)  $g(n_1, n_2)$  yang telah terdistorsi oleh *noise*  $q(n_1, n_2)$

$$g(n_1, n_2) = f(n_1, n_2) + q(n_1, n_2) \quad (2.6)$$

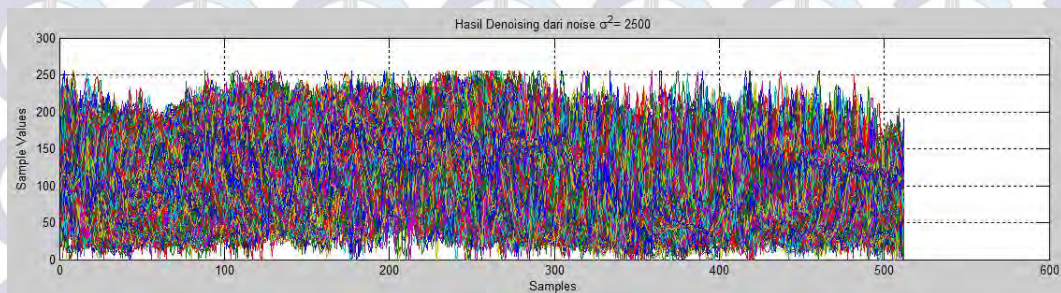
Banyak metode yang dilakukan untuk *denoising*, mulai dari segi domain spasial seperti penggunaan filterisasi. Contoh dari *denoising* menggunakan filterisasi adalah penggunaan *low-pass filter* untuk menutupi efek *noise*. Selain dari segi domain spasial, *denoising* citra juga dapat dilakukan melalui domain frekuensi, contoh dari *denoising* citra pada domain frekuensi adalah *denoising* berbasis *fast fourier transform* dan *denoising* yang melibatkan transformasi *wavelet*.

Teknik *denoising* pada domain frekuensi diterapkan untuk mengatasi permasalahan pada *denoising* berbasis filterisasi. Teknik *denoising* berbasis





Gambar 2.5: Citra Barbara yang telah dilakukan *denoising*

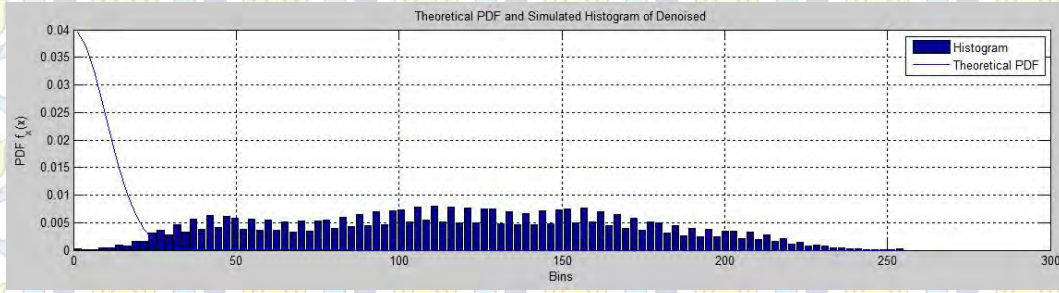


Gambar 2.6: Sinyal pada citra Barbara yang telah dilakukan *denoising*

filterisasi memiliki kelemahan yaitu dapat membuat citra secara keseluruhan menjadi *blur* jika tidak dilakukan secara diskriminasi (diskriminasi terhadap daerah citra yang terkontaminasi *noise* dan yang bebas *noise*). Dampak dari kelemahan *denosing* berbasis filterisasi ini adalah ketajaman tepi dan garis menghilang dari daerah citra secara visual.

Teknik *denoising* berbasis *wavelet* yang merupakan salah satu contoh teknik *denoising* dalam domain frekuensi banyak digunakan pada penelitian-penelitian tentang *denoising*. Tujuan dari *denoising* berbasis *wavelet* adalah pengumpulan energi dari sebuah citra menjadi beberapa koefisien sehingga prose pengurangan *noise* menjadi lebih efektif [1]. Berbagai macam teknik *denoising* yang diterapkan dengan modifikasi tertentu sebagai upaya untuk mendapatkan hasil *denoising* yang lebih baik. Algoritma *denoising* berbasis *wavelet* yang paling terkenal dan sering menjadi rujukan adalah *wavelet*





Gambar 2.7: Model PDF untuk *additive white gaussian noise* pada  $\sigma_n = 50$  yang telah dilakukan *denoising*

*shrinkage*. Dasar dari algoritma ini ditemukan oleh David L. Donoho [3] melalui skema yang sederhana yaitu:

1. Penerapan algoritma filterisasi piramida ke dalam data yang terukur  $d_i/\sqrt{n}$  untuk mendapatkan koefisien *wavelet*
2. penerapan *soft thresholding* terhadap koefisien *wavelet*.
3. Penerapan invers dari filterisasi piramida untuk perbaikan citra ke bentuk semula

Algoritma tersebut dikenal dengan nama *VisuShrink* dengan kualitas rekonstruksi visual yang bagus yang diambil dari model penyusutan *shrinkage* pada koefisien *wavelet*.

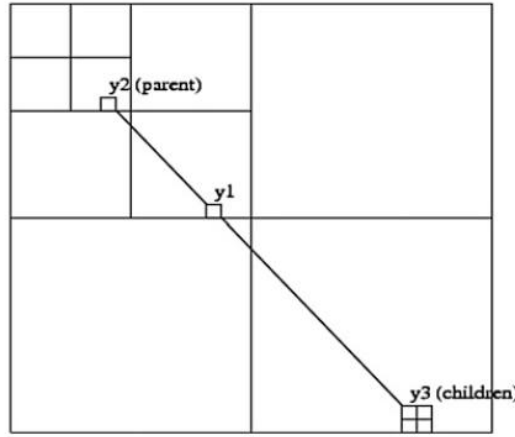
Teknik algoritma *VisuShrink* tersebut dikembangkan dengan berbagai teknik dan menjadi penelitian yang terus dilakukan sampai saat ini dengan contoh teknik penguraian *wavelet* tidak hanya berbasis penguraian piramida namun juga penguraian berbasis *laplacian* dan penguraian berbasis *wavelet*[5]. Salah satu penelitian tentang *denoising* citra berbasis *wavelet* yang melibatkan *thresholding* adalah teknik *denoising* yang dikembangkan oleh Chen dkk. [6] dengan memanfaatkan kebergantungan tiga skala (gambar kebergantungan skala). Pemilihan koefisien-koefisien *wavelet* pada metode ini dilakukan selama proses *thresholding* melalui kebergantungan antara hubungan *parent-child* koefisien *wavelet* terhadap setiap level penguraian. Pada gambar 2.8 y merupakan koefisien yang terkontaminasi *noise* sehingga dengan referensi  $y_1$  maka koefisien *noise* yang terdapat pada level penguraian yang lain (contoh:  $y_2$  dan  $y_3$ ) dapat ditentukan melalui teknik kebergantungan tiga skala tersebut. Pada penguraian pertama, *Children* belum dapat ditemukan. Hal tersebut



tentu menyulitkan penemuan kebergantungan antar skala di dalam penguraian. Untuk mengatasi hal tersebut, sebuah persamaan untuk *bivariate thresholding* [7] diterapkan pada pendekatan ini

$$w_1 = y_1 \left( 1 - \frac{(\sqrt{3}/\sigma)\sigma_n^2}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}} \right)_+ \quad (2.7)$$

untuk  $w_1$  adalah koefisien *wavelet* bebas *noise*,  $y_1$  adalah koefisien *wavelet* yang terkontaminasi *noise* pada level penguraian pertama dan dianggap sebagai koefisien referensi (gambar skala),  $\sigma$  dan  $\sigma_n$  merupakan estimasi varian sinyal dan varian *noise* berdasarkan persamaan (2.4) dan (2.5).



Gambar 2.8: Ilustrasi kebergantungan tiga skala

## 2.4 Denoising berbasis komputasi lunak

Pengembangan teknik *denoising* tidak hanya sebatas pada domain spasial dan domain frekuensi, namun juga dikembangkan dalam bentuk kombinasi antara teknik *denoising* dengan komputasi lunak (*soft computing*). Komputasi lunak yang dikembangkan untuk teknik *denoising* memiliki tujuan yang berbeda. Jing Tian dkk [1] melibatkan *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi untuk melakukan klasifikasi koefisien *wavelet* yang homogen di dalam sebuah ketetanggaan 8. Hasil penguraian dari transformasi *wavelet* adalah koefisien yang heterogen (koefisien bebas *noise* dan koefisien terkontaminasi *noise*) dalam satu ketetanggaan 8, karena teknik *denoising* tidak selalu dapat dilakukan secara heterogen dalam satu ketetanggaan maka ACO berbasis klasifikasi digunakan untuk melakukan klasifikasi koefisien yang bebas *noise* dengan koefisien yang terkontaminasi *noise*. Proses klasifikasi yang



dilakukan ACO dibantu oleh algoritma *K-means* dengan  $K = 2$ .

Youlian dan Cheng [8] mengusulkan sebuah teknik *denoising* yang melibatkan algoritma *particle swarm optimization* (PSO) untuk memilih ukuran elemen yang sesuai pada daerah yang dilakukan *denoising*. Teknik ini cukup membantu menjaga informasi citra pada teknik *denoising* berbasis operasi morfologi yang terdiri erosi  $f \ominus SE = \min_{i,j} f(i,j) - SE(i,j)$  dan dilasi  $f \oplus SE = \max_{i,j} f(i,j) + SE(i,j)$  untuk  $f$  adalah citra yang diuraikan himpunan piksel dan  $SE$  adalah elemen struktur pada operasi morfologi. Pada pendekatan yang dilakukan, nilai transformasi terhadap posisi partikel didapatkan dari ukuran struktur elemen. Parameter PSO terdiri dari: posisi partikel, kecepatan (*velocity*), *fitness*, dan ukuran sebuah *swarm*. Bilangan acak pada interval  $[0,1]$  digunakan untuk melakukan inisialisasi posisi partikel. Nilai dari partikel tersebut dikalikan dengan 10 dan hasil dari operasi tersebut diulang sampai dengan mendekati bilangan *integer* yang sesuai dengan ukuran  $SE$  (secara umum berukuran dari 2 sampai dengan 10). Nilai posisi partikel terbatas pada interval  $[0.15, 1.04]$ . Pada pendekatan ini, PSNR digunakan sebagai *fitness function* dan ukuran elemen struktur ( $SE$ ) ditemukan oleh algoritma PSO. PSNR pada setiap partikel dibandingkan dengan nilai maksimum PSNR, solusi optimal terbaik ditentukan dari kriteria PSNR pada nilai maksimum yang lebih besar daripada nilai PSNR pada partikel saat itu. Pengurangan *noise* dilakukan setelah proses pencarian optimalisasi berakhir, teknik pengurangan *noise* dilakukan dengan melakukan konversi solusi optimal terbaik ke dalam nilai ukuran elemen struktur dan *noise* citra dihapus.

Selain kombinasi dilakukan pada teknik optimalisasi, teknik *denoising* juga dikombinasikan dengan algoritma *fuzzy*. Jamal dkk [9] mengusulkan algoritma *fuzzy logic* untuk algoritma *wavelet shrinkage*. Kebergantungan skala-intra di dalam koefisien *wavelet* dimodelkan menggunakan fitur *fuzzy*. Fitur *fuzzy* tersebut digunakan untuk meningkatkan informasi koefisien *wavelet* pada tahap *shrinkage*. Fungsi *fuzzy* untuk kemiripan *magnitude*  $m(l, k)$  dan kemiripan spasial  $s(l, k)$  didefinisikan sebagai:

$$m(l, k) = \exp\left(-\left(\frac{y_{s,d}(i, j) - y_{s,d}(i + l, j + k)}{Thr}\right)^2\right) \quad (2.8)$$

$$s(l, k) = \exp\left(-\left(\frac{l^2 + k^2}{N}\right)\right) \quad (2.9)$$



untuk  $y_{s,d}(i, j)$  dan  $y_{s,d}(i+l, j+k)$  adalah koefisien pusat dan koefisien tetangga di dalam *subband wavelet*.  $Thr = c \times \sigma_n$  dengan  $c$  adalah bilangan dengan rentang  $3 \leq c \leq 4$  dan  $\sigma_n$  adalah varian *noise* yang terestimasi.  $N$  adalah jumlah koefisien di dalam *local window*  $k \in [-K...K]$  dan  $l \in [-L...L]$ . Dua fungsi *fuzzy* ini dapat digunakan untuk memperoleh bobot adaptif  $w(l, k)$  dari setiap koefisien tetangga:

$$w(l, k) = m(l, k) \times s(l, k) \quad (2.10)$$

Bobot adaptif  $w(l, k)$  berfungsi untuk mendapatkan fitur *fuzzy* untuk setiap koefisien di dalam *subband wavelet*

$$f(i, j) = \frac{\sum_{l=-L}^L \sum_{k=-K}^K w(l, k) \times |y_{s,d}(i + j + k)|}{\sum_{l=-L}^L \sum_{k=-K}^K w(l, k)} \quad (2.11)$$

Aturan *denoising* yang berlaku dari fitur *fuzzy* adalah **Jika fitur *fuzzy*  $f(i, j)$  bernilai besar maka *shrinkage* dari koefisien *wavelet* kecil**. Fitur *fuzzy* mendeskripsikan kriteria sebuah koefisien yang terkontaminasi *noise* harus disusutkan *shrunk* berdasarkan pemetaan fungsi *fuzzy membership* (MF) yang mendefinisikan setiap titik dari masukan ke dalam nilai keanggotaan (*membership*) ke dalam rentang antara 0 dan 1.

## 2.5 Estimasi *noise* dan estimasi varian *noise*

Secara konvensional, pengukuran dari *noise* citra adalah untuk mendapatkan citra yang sama dua kali dan membagi kedua citra tersebut satu sama lain. Melalui pendekatan tersebut, *noise* citra dapat ditentukan melalui sinyal yang tersisa, nilai rata-rata, atau standar deviasi. Namun pendekatan konvensional tersebut memiliki keterbatasan, pengukuran *noise* citra tidak selalu menghasilkan hasil yang sama dua kali sehingga untuk permasalahan ini *noise* citra dapat diestimasi melalui berbagai metode.

Saat ini, literatur tentang *denoising* cukup banyak, dan penelitian tentang teknik *denoising* berbasis *wavelet*, *bilateral filtering*, komputasi lunak, dan lain-lain terus dilakukan hingga saat ini. Pada sebagian besar penelitian tentang *denoising*, *noise* sering diasumsikan sebagai *additive white Gaussian noise* (AWGN). Namun di sisi lain, literatur tentang estimasi *noise* masih terbatas.

*Noise* dapat diestimasi di dalam citra. Teknik estimasi *noise* dapat dibagi menjadi dua jenis metode, yaitu: estimasi *intra-image* dan estimasi *inter-image*. Pada sebagian besar literatur, jenis estimasi *noise* yang sering



digunakan adalah estimasi *inter-image* karena estimasi *intra-image* membutuhkan memori yang cukup besar sehingga kurang efisien untuk penerapan sebuah metode *denoising* [19]. Estimasi *noise* diklasifikasikan menjadi dua jenis yaitu estimasi *noise* berbasis *smoothing* atau filter dan estimasi *noise* berbasis blok. Pada estimasi *noise* berbasis filter, sebuah citra dilakukan filter, kemudian perbedaan daerah citra yang terkontaminasi *noise* dan daerah citra yang bersih dari *noise* diasumsikan sebagai *noise*. *Noise* diestimasi pada setiap piksel untuk gradien yang lebih kecil dibandingkan dengan *threshold*. Pada metode estimasi *noise* berbasis blok, varian dari keseluruhan citra dihitung dan rata-rata dari varian terkecil dianggap sebagai sebuah estimasi.

Banyak metode estimasi *noise* mengalami kesulitan dalam estimasi *noise* pada citra dengan *noise* tingkat tinggi dan citra bertekstur. Belum ada teknik yang dianggap terbaik untuk melakukan estimasi *noise* dari berbagai citra dan tingkat *noise*. Beberapa metode menggunakan teknik *thresholding*, sebagai contoh untuk menentukan tepi yang diberikan pada posisi tertentu sebuah citra. Metode estimasi *noise* berbasis filterisasi dapat dijalankan pada *noise* tingkat tinggi, namun dengan konsekuensi komputasi yang dibutuhkan besar dan citra tersebut harus memiliki tekstur yang bagus. Sedangkan pada metode estimasi *noise* berbasis blok, meskipun tidak serumit metode estimasi *noise* berbasis filter namun performa estimasi tidak mampu menjangkau *noise* tingkat tinggi.

Serupa dengan hal tersebut, estimasi varian *noise* bertujuan untuk menemukan koefisien yang terkontaminasi *noise*. Perbedaan yang mencolok antara estimasi varian *noise* dengan estimasi *nose* adalah estimasi varian *noise* lebih sering diterapkan pada domain frekuensi meskipun pada metode estimasi varian *noise* juga terdapat *threshplding* dan filterisasi. Estimasi varian *noise* sering digunakan sebagai parameter *minimum mean square error* (MMSE) sehingga estimasi varian *noise* mempunyai peran yang penting ketika proses *denoising* dilakukan. *Median absolute deviation* (MAD) [3] adalah metode estimasi varian *noise* yang sering menjadi acuan pada beberapa penelitian. Estimasi MAD ini dijalankan pada level tertinggi  $J$  yang dibagi dengan 0.6745, secara matematis, MAD didefinisikan sebagai

$$\sigma_n = \text{median}|y_i|/0.6745 \quad (2.12)$$

untuk  $y_i$  adalah koefisien yang berada pada level  $J$  ( $HH_1$ ).

Masoud dkk. [10] mengusulkan *residual autocorrelation power* (RAP)



sebagai estimasi varian noise alternatif selain MAD khususnya pada metode *BayesShrink* [11][12]. Estimasi RAP untuk *noise* didefinisikan:

$$\sigma(RAP) = \sigma_{m^*} \quad (2.13)$$

$m^*$  didefinisikan sebagai

$$m^* = \min_{m > m_{max}} m : D_m < 10^{-2} D_{m_{max}} \quad (2.14)$$

$$m_{max} = \arg_m \max D_m \quad (2.15)$$

$D_m$  merupakan RAP perbaikan dari  $P_m$  yang lebih kecil daripada standar deviasi.

$$D_m = P_{m+1} - P_m \quad (2.16)$$

$$P_m = \frac{1}{N} \sum_{i,j} R_{w_m w_m}^2[i, j] \quad (2.17)$$

$R_{ww}[i, j]$  adalah bentuk dari auto korelasi dari sebuah *white noise*.

Pei dkk. [19] mengusulkan metode filter median untuk estimasi *noise*. Pada disiplin ilmu pemrosesan citra, filter median menggantikan nilai sebuah piksel melalui median dari *gray level* dalam sebuah ketetanggaan piksel. Pada penelitian tersebut, *noise* yang mengkontaminasi citra adalah AWGN dengan standar deviasi yang tidak diketahui dan dimidelkan melalui

$$I_n = I(x, y) + n(x, y) \quad (2.18)$$

$x$  dan  $y$  adalah koordinat piksel secara vertikal dan horizontal,  $I_n$ ,  $I(x, y)$ , dan  $n(x, y)$  adalah citra yang terkontaminasi *noise*. Langkah awal dari metode ini adalah pemrosesan citra melalui

$$g_i(x, y) = I_n(x, y) \times fd_i \quad (2.19)$$

Operasi  $I_n(x, y)$  diterapkan pada setiap koordinat  $x$  dan  $y$

$$I_x(m, n) = I(m, n + 1) - I(m, n) \quad (2.20)$$

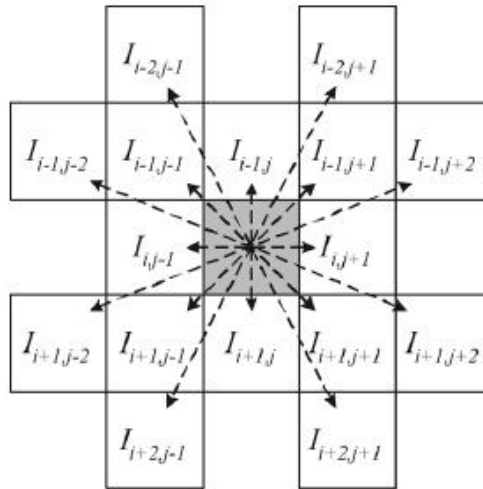
$$I_y(m, n) = I(m, n + 1) - I(m, n) \quad (2.21)$$



$m$  dan  $n$  adalah baris dan kolom pada citra.  $fd$  adalah operator *finite difference* yang didefinisikan sebagai  $fd_1 = [1 - 1]$ . Lebih jauh lagi, penggunaan  $fd$  dapat dikembangkan menjadi:  $fd_2 = [1 - 2 1]$ ,  $fd_3 = [1 - 3 3 - 1]$ , dan seterusnya. Berdasarkan pemrosesan citra menggunakan  $g_i$ , maka varian *noise*  $\sigma_i^2$  dapat diestimasi dan varian *noise* pada citra dioperasikan melalui metode filter median:

$$g_i(x, y) = I_n(x, y) \times fd_i \quad (2.22)$$

Jing Tian dan Li Chen [13] melibatkan ACO melalui *patch* citra yang telah dibuat untuk estimasi varian *noise*. Sebuah representasi *graph*  $G(V, E)$  untuk  $V$  adalah himpunan verteks dan  $E$  adalah himpunan *edge* diciptakan untuk memodelkan hubungan di antara *patch-patch* citra kemudian teknik ACO secara otomatis memilih sebuah himpunan *patch* citra tersebut untuk melakukan estimasi terhadap statistik *noise* (gambar 2.10). Pada representasi *graph* yang diciptakan pada sebuah citra, *node* merepresentasikan *patch* yang terpusat pada setiap lokasi piksel dan hubungan di antara *node* ditemukan melalui struktur ketetanggaan yang digunakan di dalam citra (gambar 2.9). Langkah selanjutnya adalah semut bergerak mengikuti representasi *graph* untuk memilih *patch* untuk estimasi *noise*. *Node-node* yang sering dikunjungi digunakan sebagai estimasi statistik *noise*. Secara ringkas, pendekatan



Gambar 2.9: Pengaturan pada posisi piksel  $(i, j)$  (ditandai sebagai kotak abu-abu)

ini dilakukan dengan menggerakkan semut pada lokasi homogen di dalam *graph* melalui ketentuan *update* feromon pada teknik ACO dan pengukuran



homogenitas patch di dalam citra. Untuk melakukan estimasi varian *noise*, varian sampel dari *patch* yang terpilih dihitung secara rata-rata

$$\sigma^2 = \frac{\sigma_{k=1}^T \sigma_{vk}^2}{T} \quad (2.23)$$

$\sigma_{vk}^2$  adalah varian *patch* citra  $vk$  yang ke- $k$ . Pendekatan ini membuktikan bahwa estimasi *noise* tidak hanya dapat dilakukan pada domain frekuensi namun juga dapat dilakukan pada domain spasial.



Gambar 2.10: *Patch* pada citra Barbara untuk estimasi *noise*

Selain berbasis patch, estimasi varian *noise* juga dapat dilakukan melalui blok dan filterisasi. Shin dkk [14] mengusulkan metode estimasi varian *noise* untuk *denoising* citra berbasis blok dan filterisasi. Pendekatan ini dimulai dengan penciptaan blok  $3 \times 16$ ,  $b_y$  dan dilanjutkan dengan menghitung standar deviasi ( $\sigma_y$ ) dari intensitas setiap blok dan menemukan standar deviasi yang minimum ( $\sigma_{min}$ ). Jumlah blok yang terpilih adalah blok yang memiliki standar deviasi dengan intensitas yang mendekati  $\sigma_{min}$ . Pemilihan kriteria blok tersebut dilatarbelakangi oleh kecilnya informasi sinyal pada standar deviasi yang minimum sehingga asumsi *noise* lebih banyak terdapat pada bagian tersebut. Blok yang homogen dipilih berdasarkan standar deviasi yang dikuantisasi menjadi sebuah bilangan *integer* dengan mengikuti aturan

$$if \lfloor \sigma_{min} \rfloor = (\sigma_{min}), B^* = b_y \lfloor \sigma_y \rfloor = \sigma_{min} \quad (2.24)$$



kondisi lain memenuhi

$$B^* = b_y | \langle \sigma_{min} \rangle \quad (2.25)$$

[.] didefinisikan sebagai *floor function*,  $\langle . \rangle$  adalah *round function*, dan  $B^*$  merupakan himpunan blok terpilih yang memiliki standar deviasi dengan intensitas yang dekat standar deviasi dari blok yang paling *smooth*. Langkah berikutnya adalah filterisasi koefisien menggunakan *Gaussian filtering*, ukuran masking untuk filterisasi ini dapat bervariasi secara adaptif bergantung pada jumlah *noise* yang bertambah pada citra masukan. *Gaussian filter*  $h(x, y)$  didefinisikan sebagai berikut

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp(-(x^2 + y^2)/2\sigma^2) \quad (2.26)$$

$\sigma$  diatur menjadi  $\langle \sigma_{min} \rangle$  atau  $\langle . \rangle$ . Setelah pengaturan blok dan filterisasi dilakukan, langkah selanjutnya adalah estimasi *noise* berbasis filterisasi dan dilanjutkan dengan penghitungan standar deviasi dari citra yang berbeda (citra yang terkontaminasi *noise* dan citra yang terfilter) di dalam blok terpilih. gambar 2.11 menunjukkan blok yang terpilih pada citra Lena dengan  $\sigma_n = 5$ . Pada gambar tersebut, di dalam blok hitam atau daerah homogen, perubahan intensitas diasumsikan *noise* banyak terdapat pada daerah tersebut, maka estimasi *noise* dilakukan di dalam daerah yang terpilih.



Gambar 2.11: Blok pada citra Lena,  $\sigma_n = 5$

Pendekatan yang dilakukan Shin dkk. [14] diperbaiki oleh Ghazal [15] dengan menggunakan filter partikel. Perbaikan yang dilakukan terletak



pada pengurangan blok sehingga beban komputasi pada pendekatan tersebut menjadi lebih ringan. Pendekatan yang dilakukan Ghazal [15] adalah menggunakan benih yang terdistribusi merata pada keseluruhan citra yang dimodelkan sebagai

$$p(s) = N(s \in S) \quad (2.27)$$

Berdasarkan lokasi dari setiap benih  $x_s$ , maka kandidat dari blok untuk estimasi dapat diketahui dengan menggunakan varian blok, selain itu, PSNR  $P_{init}$  juga dihitung dari setiap varian untuk memproduksi  $P_{xs}$ . Pencarian estimasi akhir dilakukan dengan menggunakan *robust estimator* berbasis rata-rata yang telah diatur melalui pendefinisian *threshold* dan estimasi referensi. Pengurangan blok dilakukan melalui *threshold* pada PSNR (contoh: 3dB). Dengan pengurangan blok tersebut, maka *threshold* yang sesuai dengan 3 dB tersebut menunjukkan blok dari daerah yang terkontaminasi *noise*. Estimasi varian *noise* secara lengkap didefinisikan sebagai

$$\sigma_n^2 = \frac{1}{|Q|} \sum_{P_{xs} \in Q} \frac{255^2}{10^{P_{xs}/10}} \quad (2.28)$$

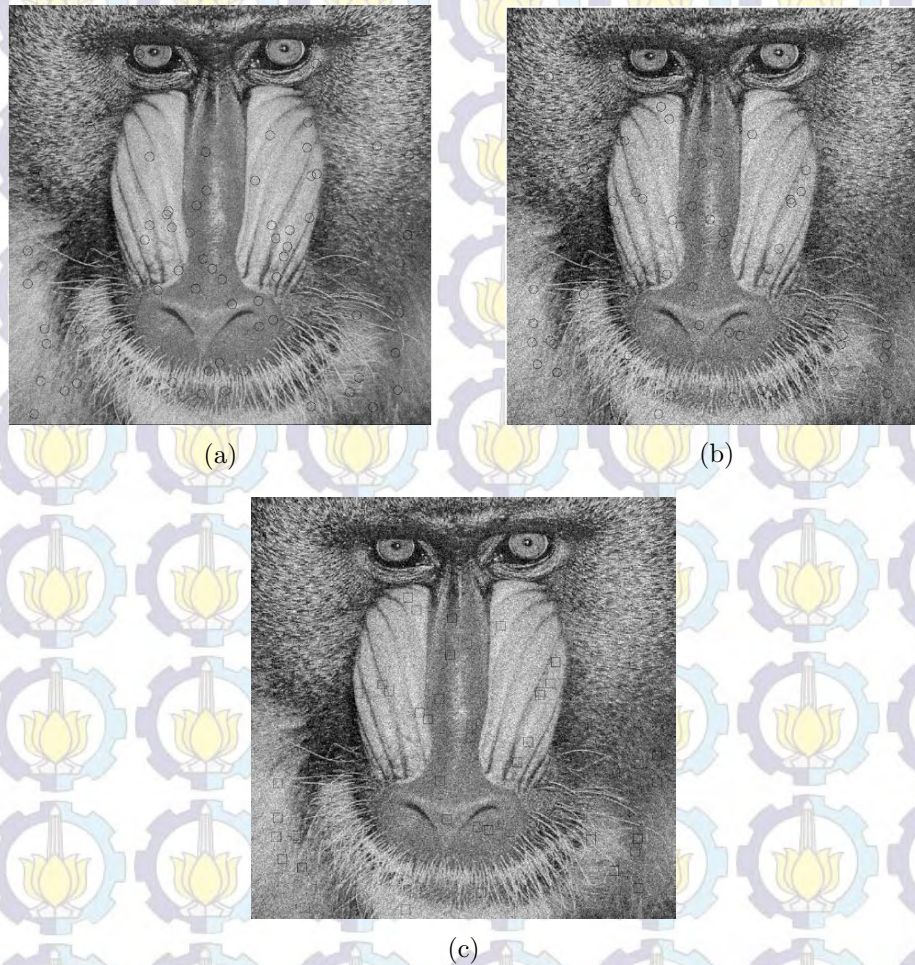
$Q$  adalah *subset* dari  $P_{xs}$ . Gambar 2.12(a) menunjukkan lokasi homogen untuk estimasi *noise* sebelum dilakukan estimasi oleh *robust estimator* dan gambar 2.12(b) menunjukkan lokasi homogen untuk estimasi *noise* setelah dilakukan estimasi oleh *robust estimator*. Tampak perbedaan pada kedua gambar tersebut, lokasi homogen yang terdeteksi (daerah yang berbentuk lingkaran) berkurang setelah dilakukan estimasi oleh *robust estimator*. Hasil dari lokasi homogen yang terdeteksi melalui *robust estimator* digunakan sebagai lokasi untuk estimasi *noise* (daerah berbentuk persegi)(gambar 2.12(c)).

## 2.6 Teknik klasifikasi homogen pada *denoising* citra

Pada beberapa penelitian, klasifikasi properti citra secara homogen dilakukan untuk tujuan yang sesuai dengan penelitian yang dilakukan. Jing Tian [1] melakukan klasifikasi koefisien *wavelet* secara homogen di dalam sebuah ketetanggaan pada proses *denoising* berdasarkan ketergantungan skala-intra pada domain *wavelet*. Klasifikasi secara homogen dilakukan melalui teknik ACO berbasis klasifikasi yang dipadukan dengan algoritma *K-means*.

Pemanfaatan homogenitas pada sebuah citra juga dimanfaatkan untuk estimasi varian *noise*. Jing Tian [13] melakukan teknik klasifikasi *patch* secara homogen yang direpresentasikan dalam sebuah *graph* pada sebuah





Gambar 2.12: Lokasi homogen : (a) sebelum diestimasi *robust estimator*; (b) setelah diestimasi *robust estimator*; (c) lokasi estimasi *noise*.

citra. Klasifikasi *patch* secara homogen tersebut berfungsi untuk melakukan pembatasan daerah citra yang terkontaminasi *noise*, sehingga estimasi varian *noise* dilakukan pada daerah yang terklasifikasi oleh teknik homogenisasi. Selain diterapkan pada *patch* citra, teknik klasifikasi secara homogen untuk estimasi *noise* juga diterapkan dalam bentuk blok [14]. Pendekatan yang dilakukan pada penelitian tersebut adalah pemisahan sebuah citra masukan (asumsi citra tersebut telah terkontaminasi *white gaussian noise*) menjadi sejumlah blok dan terjadi pemilihan blok yang *smooth* yang terklasifikasi oleh standar deviasi (dihitung dari perbedaan blok yang terpilih di antara citra terkontaminasi *noise* dan citra yang terfilter oleh filter *Gaussian*) dari intensitas sebuah blok. Namun pendekatan berbasis blok citra ini dianggap memiliki beban komputasi yang tinggi dan kurang stabil terhadap kasus *noise* yang



tinggi oleh Ghazal dan Amer [15]. Perbaikan yang dilakukan oleh Ghazal dan Amer adalah dengan mengurangi jumlah blok yang homogen melalui eliminasi dengan pencarian *noise* secara penuh. Langkah tersebut dimulai dengan pendefinisian inisial benih yang terdistribusi secara seragam dan teknik filterisasi partikel digunakan untuk memandu benih ke area yang homogen. Dengan adanya pendekatan ini, maka pengurangan jumlah blok dapat dilakukan melalui efisiensi dari filterisasi partikel pada benih dan estimasi *noise* dapat dilakukan dengan penghitungan varian blok hasil pembobotan benih yang tersebar pada area homogen.



## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini akan menjelaskan tentang metodologi yang dipakai dalam penelitian. Bagian-bagian yang akan dijelaskan pada bab ini data penelitian yang digunakan, skenario penelitian, dan alur dari metodologi yang dipakai.

#### 3.1 Data Penelitian dan Skenario Percobaan

##### 3.1.1 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan adalah citra *grayscale* 2 dimensi berukuran  $M \times M$  dengan format *bitmap*. Data citra berasal dari tiga sumber yang berbeda, antara lain: *The Stanford for Image Systems Engineering* (SCIEN); citra milik peneliti secara pribadi; dan hlevkin.com. Data citra yang digunakan terdiri dari tiga jenis ukuran citra yaitu citra berukuran  $256 \times 256$  piksel,  $512 \times 512$  piksel, dan  $1024 \times 1024$  piksel. Data citra yang berukuran  $256 \times 256$  piksel antara lain: smandrill, einstein, MRI, dan cameraman. Data citra berukuran  $512 \times 512$  piksel antara lain: barbara, lena, elaine, man, barisan, enny, manarul, melayang, wbl, zrobot, aerial, airfield, bridge, clown, couple, crowd, asisten, houses, kiel, lighthouse, tank, tank2, truck, trucks, dan zelda. Data citra berukuran  $1024 \times 1024$  antara lain: airfield2, airplane, dan sabu. Pada laporan hasil percobaan yang ditunjukkan pada bab IV, hanya tiga buah citra yaitu Barbara, lena, dan Smandrill yang ditampilkan sebagai contoh (gambar 3.1) sedangkan nilai hasil pengukuran kualitas citra hasil *denoising* tetap ditampilkan secara keseluruhan pada bab IV. Citra asli dan citra hasil *denoising* secara keseluruhan ditampilkan pada lampiran A untuk citra asli dan citra hasil *denoising* pada basis Daubechies, B untuk citra asli dan citra hasil *denoising* pada basis Haar, dan C untuk citra asli dan citra hasil *denoising* pada basis Symmlet.

Pemilihan citra *grayscale* sebagai data penelitian adalah sebagai berikut:

1. Citra *grayscale* merupakan citra yang dipakai pada penelitian sebelumnya, yaitu penelitian yang dilakukan oleh Jing Tian [1].
2. Penggunaan citra *grayscale* dapat mempermudah pengambilan informasi sinyal terhadap *noise* melalui identifikasi fitur citra tersebut.

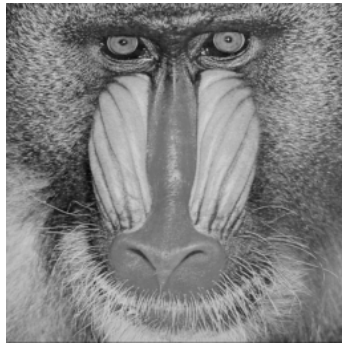




(a)



(b)



(c)

Gambar 3.1: Citra masukan yang digunakan sebagai contoh pada laporan percobaan : (a) Barbara; (b) Lena; (c) Smandril.

3. Penilaian terhadap hasil *denoising* pada penelitian ini adalah tingkat *blur* yang dihasilkan dari *mean square error* (MSE) sehingga persepsi warna dan identifikasi warna tidak menjadi komponen evaluasi citra hasil *denoising*. Penilaian jenis ini dapat dimanfaatkan untuk evaluasi pengukuran PSNR dan NQM.
4. Citra *grayscale* sering digunakan untuk teknik pemrosesan citra berbasis tingkat kecerahan (*brightness*). Hal tersebut selaras dengan metode evaluasi kualitas citra SSIM [16] yang menggunakan tingkat kecerahan (*brightness*) sebagai ukuran keberhasilan kualitas sebuah citra.

### 3.1.2 Basis wavelet yang digunakan

Metode yang digunakan pada penelitian ini berbasis *wavelet* sehingga percobaan yang akan dilakukan menggunakan basis *wavelet*. Basis ini sangat berperan penting pada proses penguraian dan rekonstruksi citra yang terdapat di dalam transformasi *wavelet*. Karena basis *wavelet* memiliki banyak jenis, maka setiap basis *wavelet* yang dipilih menghasilkan nilai dan bentuk



hasil akhir yang berbeda. Hubungan antara basis *wavelet* dengan transformasi *wavelet* adalah ketika transformasi *wavelet* memiliki fungsi skala yang berpasangan, transformasi dapat dilakukan melalui sebuah operasi pemfilteran digital. Operasi pemfilteran digital diterapkan melalui basis yang dipilih dari bank filter (*filterbank*) yang tercakup dalam *quadrature mirror filter* (QMF). Adapun pada penelitian ini, basis *wavelet* yang digunakan antara lain:

1. *Daubechies*, basis ini memiliki jumlah *vanishing moments* tertinggi untuk lebar yang diberikan. Hasil untuk representasi sinyal dari basis ini adalah representasi sinyal yang tidak simetris.
2. *Haar*, basis ini merupakan nama lain dari *Daubechies* ordo 1. Sifat dari basis ini membentuk representasi sinyal yang simetris.
3. *Symmlet*, basis jenis ini memiliki karakteristik sama dengan *Daubechies*. Perbedaan antara *Symmlet* dengan *Daubechies* adalah representasi sinyal yang dihasilkan cukup simetris.

Alasan dari penggunaan ketiga basis *wavelet* tersebut untuk percobaan adalah karena ketiga basis tersebut dapat diterapkan pada transformasi *wavelet* pada citra untuk jenis *discrete wavelet transform*.

### 3.1.3 Jenis noise

Pada penelitian ini, jenis *noise* yang digunakan adalah *Additive White Gaussian Noise* (AWGN). Alasan pemilihan AWGN sebagai jenis *noise* yang digunakan pada penelitian antara lain:

1. Kasus *denoising* pada AWGN telah digunakan pada penelitian referensi yaitu penelitian yang dilakukan oleh Jing Tian dkk [1] dan Hari Om [2].
2. Keterkaitan dengan kontribusi penelitian yaitu teknik *denoising* diharapkan mampu mengatasi *noise* pada citra SAR yang sering mengalami kontaminasi oleh AWGN.

### 3.1.4 Objek estimasi

Objek estimasi varian *noise* pada penelitian ini adalah koefisien yang homogen di dalam 8-ketetanggaan lokal. Koefisien homogen yang dimaksud adalah pemisahan antara koefisien zero (koefisien ini biasa disebut dengan data yang tidak terkontaminasi *noise*) dengan koefisien non-zero (koefisien yang terkontaminasi *noise*). Pemisahan tersebut dilatarbelakangi oleh proses *denoising* yang dilakukan pada seluruh koefisien dalam satu ketetanggaan



oleh metode-metode sebelumnya, padahal metode tersebut belum tentu dapat diterapkan pada semua citra karena varian sinyal di dalam domain *wavelet* memiliki ketergantungan skala-intra yang kuat. Sehingga dalam hal ini, estimasi yang dilakukan adalah estimasi varian *noise* pada koefisien non-zero.

### 3.1.5 Evaluasi metode

Evaluasi metode yang diterapkan dalam bentuk percobaan menggunakan beberapa model. Untuk evaluasi dari metode yang diusulkan, metode AntShrink (*state of the art* dari penelitian ini) digunakan sebagai pembandingan hasil *denoising*. Dari dua metode tersebut, evaluasi yang dilakukan menggunakan beberapa metode pengukuran, antara lain:

1. *Minimum mean square error* (MSE)
2. *Peak signal to noise ratio* (PSNR).
3. *Structural similarity index metric* (SSIM).
4. *Noise quality measure* (NQM).
5. Perbandingan tingkat *error* estimasi.
6. Kualitas visual citra hasil *denoising*.

Pengukuran MSE bertujuan untuk melakukan estimasi kesalahan (*error*) pada piksel, terutama pada kasus ini adalah piksel yang terganggu oleh kehadiran *noise*. MSE umumnya diterapkan pada pengukuran jenis lain untuk mengukur performa MSE tersebut seperti PSNR sebagai salah satu contohnya. Pengukuran berbasis PSNR, pengukuran berbasis NQM, dan pengukuran berbasis SSIM adalah jenis pengukuran yang berbeda. Pengukuran berbasis PSNR berfokus pada pengaruh kekuatan distorsi *noise* terhadap kualitas citra, pengukuran berbasis SSIM berfokus pada kemiripan struktur citra asli dengan citra hasil *denoising* [16], dan pengukuran berbasis NQM melibatkan korelasi distorsi dan injeksi *noise* pada citra sistem pandang manusia atau *human visual system*. Perbandingan tingkat *error* merupakan pengukuran yang menunjukkan tingkat *error* dari metode estimasi *noise* yang diterapkan. Evaluasi citra hasil *denoising* juga ditampilkan secara visual sehingga hasil nyata dari *denoising* dapat diketahui.



#### 3.1.5.1 Mean square error (MSE)

MSE merupakan bentuk estimasi kesalahan yang terdapat dalam sebuah citra. MSE juga digunakan untuk mengukur kualitas citra yang terestimasi  $\hat{f}$ . MSE didefinisikan sebagai:

$$MSE(\hat{f}) = E||f - \hat{f}||^2 \quad (3.1)$$

.  $E$ . adalah operator yang diharapkan untuk standar estimasi yang dilakukan, sedangkan  $f$  adalah citra yang terkontaminasi *noise*.

#### 3.1.5.2 Peak signal to noise ratio (PSNR)

*Peak signal-to-noise-ratio* (PSNR) merupakan rasio antara kekuatan maksimal dari suatu sinyal dan kekuatan dari distorsi *noise* yang mempengaruhi kualitas sebuah citra. Skala pengukuran untuk PSNR adalah desibel (dB). Fungsi dari pengukuran ini adalah menciptakan objektivitas hasil perbaikan citra dari berbagai metode. Untuk implementasi pada penelitian ini, dimensi dari matriks citra asli dan dimensi dari citra yang terdegradasi harus identik. Representasi PSNR secara matematis didefinisikan sebagai berikut:

$$PSNR = 10\log_{10}(\frac{max^2}{MSE}) \quad (3.2)$$

.  $max$  adalah nilai sinyal maksimum yang terdapat pada citra asli.

Dasar dari PSNR ini adalah penghitungan *mean squared error* (MSE) dimana MSE merupakan rata-rata dari *square* yang mengalami *error* di antara citra asli dan citra yang terkontaminasi *noise*. MSE diterapkan untuk membandingkan nilai piksel yang benar dari citra asli terhadap citra hasil *denoising*. Oleh karena itu, semakin tinggi nilai PSNR, maka citra hasil *denoising* memiliki kecocokan yang lebih tinggi terhadap citra asli dan hal tersebut membuktikan algoritma yang digunakan baik. Hal tersebut terjadi karena terdapat minimalisasi MSE di antara masing-masing citra pada nilai sinyal maksimum citra tersebut.

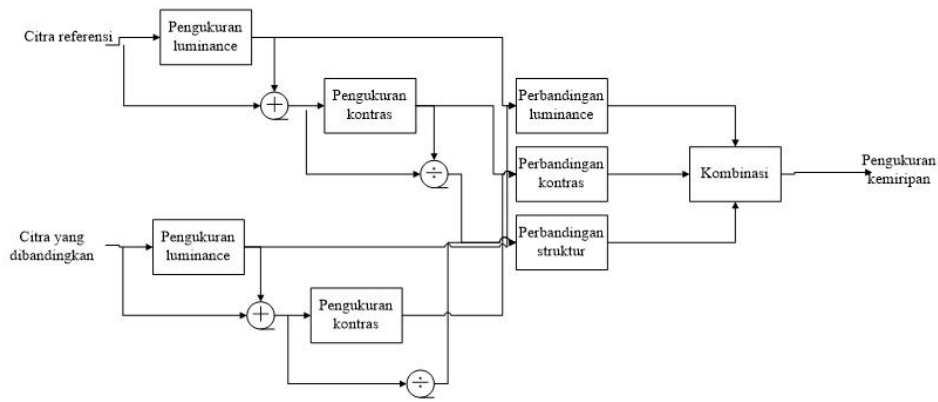
#### 3.1.5.3 Structural similarity index metric (SSIM)

SSIM adalah sebuah metode untuk mengukur kemiripan di antara dua buah citra (citra asli dan citra hasil *denoising*) [16]. SSIM dapat dianggap sebagai pengukuran kualitas citra yang lebih konsisten terhadap persepsi visual manusia. Sebagai contoh, citra yang *blur* dianggap sebagai citra yang memiliki kualitas visual yang buruk menurut mata manusia, dan hal tersebut berlaku pada pengukuran SSIM. Hal tersebut berbeda dengan metode MSE



dimana sebuah citra yang *blur* dianggap mirip dengan citra asli sehingga MSE dianggap tidak berkorelasi dengan sistem visual manusia dan diinterpretasikan sebagai *noise power*.

Sistem pengukuran ssim ditunjukkan pada gambar 3.2. Pada diagram tersebut, citra referensi (citra asli) dianggap sebagai citra yang memiliki kualitas sempurna, sedangkan citra yang dibandingkan (citra hasil *denoising*) dianggap sebagai objek pengukuran terhadap kualitas citra tersebut. Tiga komponen untuk melakukan pengukuran SSIM terdiri dari tiga perbandingan, antara lain: *luminance*, kontras, dan struktur.



Gambar 3.2: Alur sistem pengukuran SSIM

Langkah awal pada sistem pengukuran ini adalah perbandingan *luminance* yang didefinisikan sebagai

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (3.3)$$

$x$  dan  $y$  adalah citra referensi dan citra yang dibandingkan.  $\mu_x$  dan  $\mu_y$  adalah fungsi intensitas rata-rata

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.4)$$

Konstanta  $C_1$  disertakan dengan tujuan untuk mencegah hasil  $\mu_x^2 + \mu_y^2$  bernilai hampir mendekati nol.

$$C_1 = (K_1 L)^2 \quad (3.5)$$

untuk  $L$  adalah rentang dinamis dari nilai piksel (255 untuk citra *grayscale* 8-bit) dan  $K_1 \leq 1$  adalah konstanta. Langkah kedua adalah perbandingan



kontras dengan fungsi yang didefinisikan sebagai

$$c(x, y) = \frac{\mu_x \mu_y + C_2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + \frac{C_1}{\mu_x^2}} \quad (3.6)$$

untuk  $C_2 = (K_2 L)^2$  dan  $K_2 \leq 1$ . Langkah ketiga adalah mendefinisikan fungsi perbandingan struktur dengan bentuk

$$c(x, y) = \frac{\mu_{xy} + C_3}{\mu_x + \mu_y + C_3} \quad (3.7)$$

$\mu_{xy}$  dapat diestimasi sebagai

$$\mu_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(x_i - \mu_y) \quad (3.8)$$

Berdasarkan persamaan (3.5), (3.6), dan (3.7), maka pengukuran SSIM yang merupakan kombinasi ketiga persamaan tersebut didefinisikan sebagai berikut:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \times [c(x, y)]^\beta \times [s(x, y)]^\gamma \quad (3.9)$$

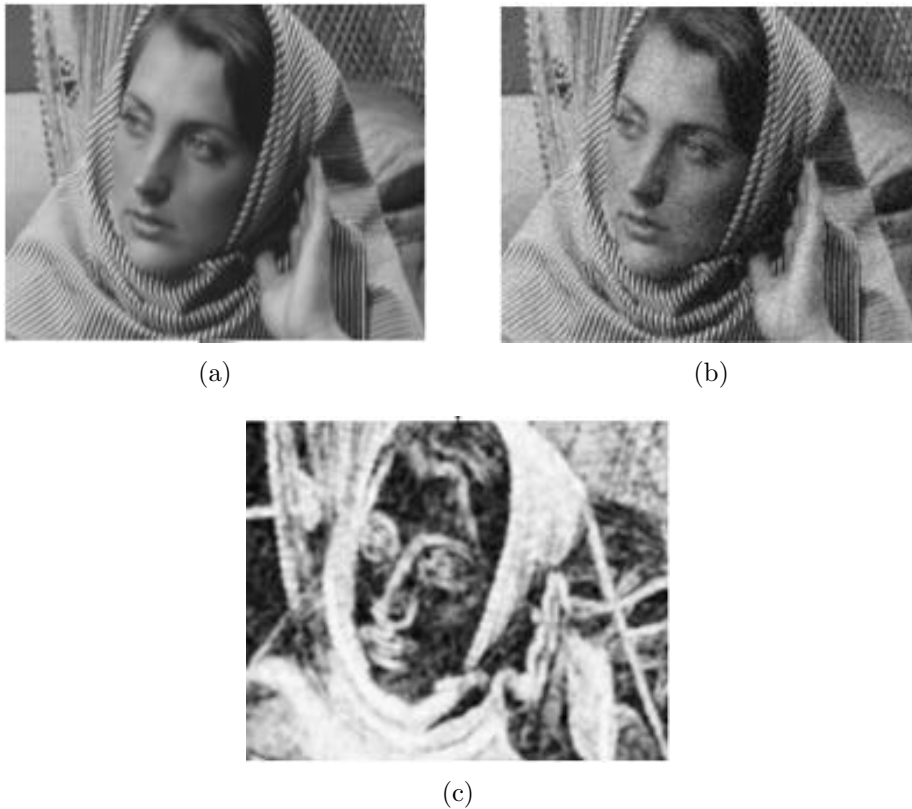
. untuk  $x$  adalah citra referensi (citra asli),  $y$  adalah citra yang dibandingkan (citra hasil *denoising*),  $l(x, y)$  adalah perbandingan *luminance* citra,  $c(x, y)$  adalah perbandingan kontras citra, dan  $s(x, y)$  adalah perbandingan struktur citra. Parameter  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$  memiliki ketentuan  $\alpha > 0$ ,  $\beta > 0$ , dan  $\gamma > 0$ . Bentuk yang lebih spesifik dari persamaan aa adalah

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (3.10)$$

Perbandingan dua buah citra dapat dilihat dari pemetaan kedua citra tersebut berdasarkan tingkat kecerahan (*brightness*) hasil pemetaan kedua citra. Semakin tinggi kecerahan pada pemetaan SSIM, maka semakin tinggi kemiripan citra yang diukur terhadap citra referensi. Gambar 3.3 menunjukkan pemetaan dari citra Barbara, hasil pemetaan dari citra pada gambar 3.3(a) sebagai citra referensi dengan citra pada gambar 3.3(b) sebagai citra yang diukur menunjukkan tingkat kecerahan yang cukup tinggi (gambar 3.3(c)). Hal tersebut mengindikasikan bahwa meskipun citra yang diukur terkontaminasi *noise* namun masih memiliki kejelasan secara visual, maka hasil pemetaan



SSIM menunjukkan kriteria yang bagus.



Gambar 3.3: Pemetaan SSIM : (a) Citra referensi; (b) Citra yang diukur; (c) Hasil pemetaan.

Pada pengukuran SSIM, penilaian terhadap citra yang *blur* diasumsikan memiliki penilaian kualitas yang rendah sehingga semakin besar tingkat *blur* citra tersebut semakin rendah hasil pengukuran SSIM. Penilaian kualitas tersebut berdasarkan pada faktor pengukuran kontras pada citra yang diukur. Dampak dari bertambahnya tingkat *blur* suatu citra adalah informasi struktur citra yang semakin banyak hilang dan nilai pengukuran kontras menjadi semakin rendah [16].

#### 3.1.5.4 *Noise quality measure* (NQM)

*Noise quality measure* (NQM) adalah metode pengukuran kualitas citra yang diusulkan oleh Damera-Venkata dkk. [20]. Seperti halnya PSNR, NQM merupakan pengukuran berbasis SNR dengan satuan desibel (dB) namun memiliki perbedaan pendekatan dengan PSNR. Pendekatan SNR yang digunakan NQM adalah pengaruh dari distorsi dan injeksi *noise* terhadap sistem pandangan manusia atau *human visual system* (HVS). Serupa dengan



teknik pengukuran berbasis SSIM, dua buah jenis citra yaitu citra asli sebagai citra referensi dan citra hasil *denoising* sebagai citra pembanding diamati. SNR dihitung untuk perbedaan kedua jenis citra tersebut. Persamaan untuk NQM didefinisikan sebagai

$$NQM(dB) = 10\log_{10}\left(\frac{\sum_x \sum_y O_s^2(x, y)}{\sum_x \sum_y (O_s(x, y) - I_s(x, y))^2}\right). \quad (3.11)$$

.  $O_s(x, y)$  adalah citra asli yang direpresentasikan sebagai citra referensi dan  $I_s(x, y)$  adalah citra hasil *denoising* yang direpresentasikan sebagai citra pembanding.

#### 3.1.5.5 Perbandingan rata-rata *error* estimasi

Perbandingan metode estimasi varian *noise* cukup penting dilakukan, hal tersebut berfungsi untuk mengetahui arat-rata kesalahan (*error*) yang terjadi dari masing-masing pendekatan estimasi varian *noise* yang dilakukan. Shin dkk. [14] melakukan perbandingan rata-rata *error* metode estimasi *noise* melalui pendekatan yang sederhana yaitu *average absolute noise estimation error* yang didefinisikan sebagai

$$e_n = |\sigma_n - \hat{\sigma}_n| \quad (3.12)$$

.  $\sigma_n$  adalah nilai estimasi yang terukur pada level *noise* tertentu dan  $\hat{\sigma}_n$  adalah rata-rata nilai estimasi dalam suatu percobaan. Semakin kecil nilai rata-rata *error* yang dihasilkan, maka semakin kecil tingkat kesalahan yang dibuat oleh pendekatan estimasi varian *noise* tersebut.

#### 3.1.5.6 Kualitas citra hasil *denoising*

Evaluasi citra hasil *denoising* pada bagian ini adalah penilain pada sisi visual. Penilaian pada sisi visual dilakukan melalui persepsi pandang manusia secara umum terhadap sebuah citra yang diamati.

## 3.2 Desain Penelitian

Prosedur *denoising* citra berbasis *wavelet* dimulai dari pemilihan filter *wavelet* (contoh: *Daubechies*, *Haar*, *Symmlet*, dsb) dan jumlah level penguraian  $L$ . Langkah selanjutnya adalah melakukan *threshold* terhadap koefisien yang detil dimana *threshold* tersebut dipilih dan diterapkan pada koefisien detil dari tingkat penguraian  $J - 1$  sampai dengan  $J - L$ . *Thresholding* yang dilakukan dapat diterapkan melalui dua cara, yaitu *hard thresholding* atau *soft thresholding*. *Hard thresholding* diterapkan dengan cara mengatur element



menjadi *zero* ketika nilai mutlak yang ditemukan kurang dari *threshold* yang diberikan. Sedangkan *soft thresholding* melakukan setting ke *zero* untuk nilai yang lebih besar daripada  $+T$  dan nilai yang kurang dari  $-T$  sehingga nilai yang dipertahankan adalah nilai yang berada pada  $-T \leq x \leq +T$ . Langkah akhir dari algoritma ini adalah melakukan rekonstruksi *wavelet* (pembentukan ulang citra) yang berbasis pada koefisien asli pada tingkat penguraian  $J - L$  dan koefisien detail yang termodifikasi untuk tingkat penguraian  $J - 1$  sampai dengan  $J - L$ .

Prosedur di atas masih prosedur standar *denoising* citra berbasis *wavelet*. Pada penelitian ini, terdapat modifikasi terhadap prosedur tersebut. Modifikasi tersebut terletak pada penerapan *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi dan estimasi varian sinyal dan varian *noise* yang digunakan untuk menghitung *minimum mean square error* (MMSE). Desain penelitian ditunjukkan pada gambar 3.4. Pada diagram tersebut penguraian *wavelet* dijalankan pada tahap awal, selanjutnya *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi dijalankan untuk mendapatkan koefisien homogen dalam sebuah ketetangaan. Setelah koefisien *wavelet* didapatkan secara homogen, langkah selanjutnya adalah estimasi varian sinyal dan estimasi varian *noise* untuk setiap koefisien yang didapatkan. Hasil dari estimasi tersebut diterapkan pada *minimum mean square error* (MMSE) dimana hasil estimasi varian sinyal dan *noise* yang masuk dalam kriteria MMSE akan dijalankan *denoising*. Langkah terakhir dari alur penelitian ini adalah rekonstruksi citra yang terurai menjadi citra utuh yang telah dilakukan *denoising*. Adapun fokus pada penelitian ini adalah pada bagian estimasi varian *noise*.



Gambar 3.4: Alur metodologi penelitian

Fokus pada penelitian ini adalah *denoising* (*noise removal* atau pengurangan derau) berbasis *wavelet* pada citra dengan menggunakan estimasi varian *noise* adaptif (kombinasi *median absolute deviation* (MAD) dengan *universal adaptive thresholding*) terhadap koefisien-koefisien yang homogen



sebagai hasil dari klasifikasi oleh ACO berbasis klasifikasi.

### 3.2.1 2-D Discrete Wavelet Transform

Pada tahap ini, *2-D discrete wavelet transform* dijalankan pada citra yang mengalami *noise*. Implementasi 2-D DWT dilakukan melalui penggunaan DWT 1-D dengan model yang terpisah. Pada setiap tingkat penguraian, DWT 1-D diterapkan pada setiap baris sinyal dan kemudian diterapkan pada setiap kolom dari data yang dihasilkan (gambar sekma 2D). Secara umum, transformasi *wavelet* menggunakan dua komponen penting dalam melakukan transformasi yaitu fungsi skala (*scalling function*) atau disebut dengan *lowpass filter* (mengambil citra dengan gradiasi intensitas yang rendah dan mengurangi perbedaan intensitas yang tinggi) dan fungsi *wavelet* (*wavelet function*) atau disebut dengan *highpass filter* (mengambil citra dengan gradiasi intensitas yang tinggi dan perbedaan intensitas yang rendah akan dikurangi atau dibuang). Gambar menunjukkan proses penguraian dalam bentuk diagram blok. Transformasi pada tahap ini diterapkan menggunakan filter digital dan *downsample*. Filter  $H_0(e^{jw})$  (fungsi skala) dan  $H_1(e^{jw})$  (fungsi *wavelet*) digunakan sebagai pemfilertan horizontal dan vertikal. Keluaran dari sistem analisis ini adalah himpunan empat buah subcitra  $N/2 \times M/2$ . Mengacu pada Gonzalez [18], himpunan empat buah subcitra tersebut antara lain:

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y) \quad (3.13)$$

$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\varphi(y) \quad (3.14)$$

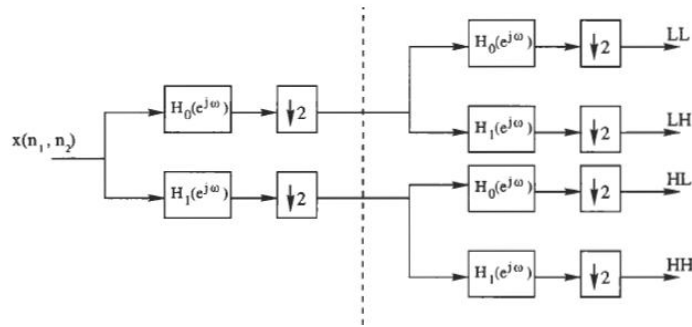
$$\psi^V(x, y) = \varphi(x)\psi(y) \quad (3.15)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (3.16)$$

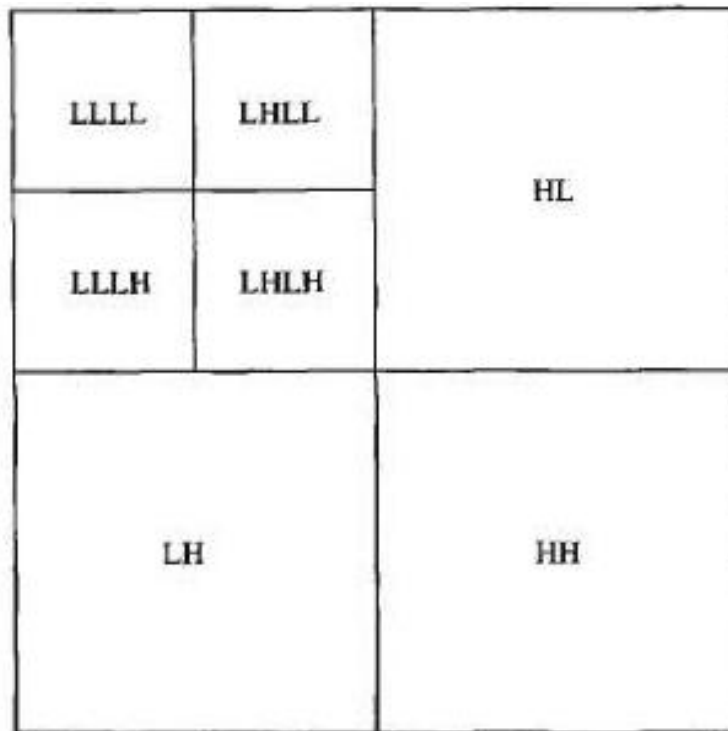
$\varphi$  merepresentasikan fungsi skala dan  $\psi$  adalah *wavelet* yang berkorespondensi. Untuk pendefinisian berikutnya,  $\varphi(x, y)$  adalah *subband LL (low low)* (setengah dari resolusi citra asli),  $\psi^H(x, y)$  adalah *LH(low high)(subband detil vertikal)*,  $\psi^V(x, y)$  adalah *HL(high low)(subband detil horizontal)*,  $\psi^D(x, y)$  adalah *HH(high high) (subband detil diagonal)*, yang berkorespondensi dengan *band* frekuensi yang berbeda pada citra. LL merupakan versi resolusi rendah dari citra asli (karakteristik dari *lowpass*), sedangkan HL, LH, dan HH mengandung informasi pada orientasi vertikal, horizontal, dan diagonal (karakteristik dari *highpass*). *Filter bank* dapat diiterasikan untuk memproduksi transformasi skala sejumlah  $L$  pada skala  $j = J - 1, J - 2, \dots, J - L$



sehingga membentuk *subband* pada skala yang berbeda (gambar). Berdasarkan penjelasan tersebut, secara ringkas penguraian *wavelet* dari citra diterapkan secara berulang dengan mengacu skema dari *subband LL*. Setiap tahap dari perulangan tersebut memproduksi sebuah versi *coarse* citra (*LL*) dan tiga detil citra (*LH, HL, HH*) pada skala tertentu.



Gambar 3.5: Skema *2-D Discrete wavelet decomposition*



Gambar 3.6: Implementasi penguraian citra *wavelet* menggunakan filter bank.

Deskripsi basis diskrit citra pada penelitian diilustrasikan melalui citra yang digunakan pada penelitian ini (Barbara, Lena, dan Smandril) yang secara



umum citra tersebut berukuran  $N \times N$  dan memiliki pasangan *integer*( $n_1, n_2$ ) dan domain  $0, 1, \dots, N - 1 \times 0, 1, \dots, N - 1$  dengan mengacu sebuah representasi sinyal  $x(t)$  yang didefinisikan sebagai domain diskrit  $T$ :

$$x(t) = \sum_k a_k \varphi_k(t), t \in T. \quad (3.17)$$

$\varphi_k(t)$  didefinisikan sebagai fungsi basis berupa sinus dan kosinus,  $a_k$  adalah koefisien pada sinyal  $x(t)$  pada basis  $\beta = \varphi_k$ , dan  $k$  merupakan frekuensi. Untuk penguraian *wavelet* pada sebuah citra, penguraian tersebut dapat dianggap sebagai transformasi linier untuk nilai piksel dari  $x(t)$  ke dalam himpunan koefisien *wavelet*  $a_k$ . Karena penguraian *wavelet* tersebut bersifat linier, maka  $x(t)$  atau dalam hal ini citra adalah jumlah kontribusi dari koefisien individu atau dalam hal ini, jumlah resolusi hasil penguraian *wavelet* sama dengan jumlah resolusi citra utuh.

### 3.2.2 Ant Colony Optimization (ACO) berbasis klasifikasi

Pada tahap ini, *ant colony optimization* (ACO) berbasis klasifikasi dijalankan untuk melakukan klasifikasi terhadap koefisien *wavelet*. Tujuan dari ACO berbasis klasifikasi ini adalah untuk mempekerjakan sekelompok semut melakukan perpindahan pada bidang citra 2 dimensi untuk membentuk sebuah matriks feromon dimana setiap masukan dari perpindahan tersebut mewujudkan fitur atau ciri tertentu pada setiap lokasi piksel citra tersebut. Pergerakan yang dilakukan oleh semut diatur oleh informasi amplitudo pada koefisien *wavelet*. Gambar 3.7 menunjukkan alur ACO berbasis klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini.

Pendekatan ini diawali dengan penempatan seekor semut pada sebuah citra berukuran  $M_1 \times M_2$  dengan asumsi setiap piksel dianggap sebuah *node*. Nilai inisial dari setiap komponen matriks feromon  $\tau^{(0)}$  diubah menjadi nilai konstan  $\tau^{init}$ . Kemudian, pendekatan ACO ini dijalankan selama  $N$  iterasi, pada setiap iterasi, setiap semut berpindah ke koefisien tetangga dan konten dari feromon dari jalur semut tersebut terupdate. Klasifikasi dari citra tersebut dilakukan pada setiap koefisien *wavelet* melalui normalisasi matriks feromon menggunakan algoritma pengklasteran *K-means*, dimana pada penelitian ini menggunakan  $K = 2$ .

#### 3.2.2.1 Pergerakan semut

Pada iterasi ke- $n$ , seekor semut dipilih secara acak dan berpindah sejauh  $L$  langkah. Semut ini berpindah dari *node*( $l, m$ ) ke *node* tetangga  $i, j$

berdasarkan probabilitas transisi yang didefinisikan sebagai

$$P_{(i,j)(l,m)}^{(n)} = \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \Omega_{(l,m)}} (\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha (\eta_{i,j})^\beta} \quad (3.18)$$

dimana  $\tau_{i,j}^{(n-1)}$  adalah nilai feromon pada *node*  $(i, j)$ ,  $\Omega_{(l,m)}$  adalah *node* tetangga pada *node*  $(l,m)$ .  $\varphi_{(i,j)}$  menunjukkan informasi heuristik pada *node*  $(i, j)$ .  $\alpha$  dan  $\beta$  menunjukkan pengaruh matrix feromon dan matrix heuristik. Menggunakan *node*  $(l,m)$  dan  $(i,j)$  bertujuan untuk mendeskripsikan *node*  $(l,m)$  sebagai *node* yang digunakan semut berdasarkan 8-connectivity neighborhood dan *node*  $(i,j)$  sebagai *node* yang digunakan semut berdasarkan statistik lokal (invers dari nilai mutlak pada perbedaan di antara koefisien *wavelet*).

### 3.2.2.2 Update feromon

Update feromon pada pendekatan ini terbagi menjadi dua jenis operasi.

1. Update pertama dijalankan setelah perpindahan setiap semut. Setiap komponen dari matriks feromon diupdate berdasar pada

$$\tau_{i,j}^{(n-1)} = \begin{cases} (1 - \rho) \cdot \tau_{i,j}^{(n-1)} + \rho \cdot \Delta \tau_{i,j}^{(k)}, & \text{jika (i,j) adalah rute terbaik.} \\ \tau_{i,j}^{(n-1)}, & \text{jika tidak ada perubahan.} \end{cases} \quad (3.19)$$

dimana  $\rho$  digunakan untuk mengatur pengaruh solusi yang baru ditemukan pada jejak feromon.

2. Update kedua dijalankan setelah perpindahan semua semut dalam setiap langkah pembentuk yang berdasar pada

$$\tau^{(n)} = (1 - \varphi) \cdot \tau^{(n-1)} + \varphi \cdot \tau^{(0)} \quad (3.20)$$

dimana  $\varphi$  adalah koefisien yang cacat dari feromon tersebut.

### 3.2.3 Estimasi Varian Sinyal

Estimasi varian sinyal diestimasi berdasarkan ketetanggaan lokal dari koefisien *wavelet* di dalam *subband* yang sama. Koefisien homogen berdekatan hasil klasifikasi oleh ACO berbasis klasifikasi akan dilakukan estimasi varian sinyal. Tujuan dari estimasi ini adalah untuk varian-varian sinyal yang terdapat pada koefisien tersebut atau dapat diartikan sebagai pemisahan dari sinyal dan *noise*. Penghitungan ini dilakukan untuk setiap koefisien kecuali



pada *LL subband*.

$$\sigma_i^2 = \left( \frac{1}{|c(y_i)|} \sum_{y_j \in c(y_i)} y_j^2 - \sigma_n^2 \right)_+ \quad (3.21)$$

dimana  $c(y_i)$  didefinisikan sebagai koefisien di dalam sebuah *local square window* yang memiliki kategori sama yang dipusatkan pada sebuah koefisien  $y_i$ , dan  $|c(y_i)|$  adalah kardinalitas dari  $c(y_i)$ . Output dari fungsi  $(x)_+$  adalah 1. Jika  $x > 0$  maka outputnya adalah 0.

### 3.2.4 Estimasi Varian Noise

Kegiatan yang akan dilakukan pada tahap ini adalah estimasi varian *noise* terhadap koefisien *wavelet* yang telah diklasifikasikan secara homogen. Tahap estimasi varian *noise* merupakan fokus pada penelitian ini. Estimasi varian *noise* yang digunakan pada penelitian ini menggunakan pendekatan estimasi varian *noise* oleh Hari Om dan Mantosh Biswas [2] yang didefinisikan sebagai

$$\sigma_n^2 = \sigma_m^2 \sqrt{\log \overline{M}} \quad (3.22)$$

$\overline{M}$  adalah  $\frac{M}{2^J}$  untuk  $J$  adalah jumlah blok citra pada setiap level penguraian koefisien *wavelet*.  $\sigma_m^2$  adalah *median absolute deviation* sebagai estimasi tingkat *noise*  $\sigma$  yang didefinisikan sebagai:

$$\sigma_m = \text{median}|y_i|/0.6745 \quad (3.23)$$

dengan  $y_i \in HH_1$ . Persamaan tersebut ditemukan oleh Donoho-Johnston dengan latar belakang terdapat anggapan bahwa koefisien *wavelet* pada  $HH_1$  adalah *noise* secara murni. Hal tersebut disangkal dengan bukti bahwa terdapat bias naik pada setiap kemunculan beberapa sinyal pada tingkat tersebut. Oleh karena itu, MAD dimanfaatkan untuk mengontrol bias tersebut.

Ilustrasi pendekatan metode ini ditunjukkan pada gambar 3.8.  $T$  merupakan *threshold* dan  $\sigma$  adalah standar deviasi di dalam  $[-T, T]$ . Secara umum, semua koefisien yang memiliki nilai absolut lebih kecil daripada nilai hasil operasi pada (3.22) maka koefisien tersebut dianggap sebagai koefisien yang terkontaminasi *noise* dan koefisien yang memiliki nilai lebih besar daripada hasil operasi (3.22) dianggap sebagai detil sinyal. Pada penelitian sebelumnya yaitu metode AntShrink, koefisien yang terkontaminasi *noise* hanya ditentukan melalui (3.22). Hal tersebut tentu dapat menjadi resiko kesalahan estimasi yaitu ketika beberapa koefisien yang terkontaminasi *noise* dapat melebihi nilai dari hasil operasi (3.22) atau beberapa koefisien sinyal

yang lebih kecil daripada hasil operasi (3.22). Usulan metode estimasi varian *noise* adaptif ditujukan untuk mengatasi masalah tersebut. Karena koefisien *wavelet* memiliki sifat kebergantungan skala secara intra [1], maka *threshold* adaptif yang dioperasikan pada setiap blok citra setiap level penguraian *wavelet* sehingga ketika koefisien yang terkontaminasi *noise* dioperasikan melalui (3.22) maka *threshold* adaptif berfungsi sebagai pembatas kriteria koefisien melalui referensi dari blok citra pada setiap level penguraian.

Pendekatan estimasi yang diusulkan merupakan varian *noise* yang diestimasi melalui persamaan *Median Absolute Deviation* (MAD) (3.22) dan dipadukan dengan *threshold*  $\sqrt{\log \bar{M}}$ . *Threshold*  $\sqrt{\log \bar{M}}$  merupakan bentuk adaptasi dari *threshold*  $(2 \log n)^{\frac{1}{2}}$  [3]. *Threshold*  $\sqrt{\log \bar{M}}$  diterapkan untuk setiap tingkatan penguraian *wavelet*. *Threshold*  $\sqrt{\log \bar{M}}$  dilatarbelakangi oleh kontaminasi *noise* pada koefisien hasil transformasi *wavelet* menjadi *nonzero* (kondisi ideal transformasi *wavelet* adalah *zero coefficients*). Analogi dari kasus kontaminasi *noise* ini adalah jika sebuah koefisien seharusnya *zero* namun karena terkontaminasi *noise* menjadi *nonzero* maka hal tersebut berdampak pada hasil rekonstruksi dimana penampakan citra secara visual menjadi buruk. *Threshold* adaptif  $\sqrt{\log \bar{M}}$  mampu mencegah hal tersebut melalui sebuah fakta bahwa ketika  $(z_i)$  adalah urutan *white noise* yang terdistribusi secara independen dan identik  $N(0, 1)$ , maka, dengan  $n$  adalah ukuran citra setiap tingkatan hasil penguraian *wavelet*.

$$pr \left\{ \max_i |z_i| > \sqrt{\log \bar{M}} \right\} \rightarrow 0 \quad (3.24)$$

Sehingga, dengan probabilitas yang tinggi, setiap *sample* pada transformasi *wavelet* yang mana secara pasti *zero* maka diestimasi sebagai *zero*.

### 3.2.5 Minimum Mean Square Error

*Minimum mean square error* (MMSE) adalah estimator yang digunakan untuk meminimalkan *mean squared error* (MSE) dengan estimasi dilakukan di antara citra yang bebas *noise* dengan citra yang telah dilakukan *denoising*. Teknik ini bertujuan untuk menghilangkan atau meminimalkan *noise* melalui pencarian parameter yang meminimalkan MSE tersebut. Pada penelitian ini, penghitungan estimasi MMSE untuk setiap koefisien dilakukan melalui substitusi dari persamaan estimasi varian sinyal ke dalam persamaan MMSE yang ditemukan oleh Mihcak dkk. [17]. Penghitungan ini dilakukan untuk setiap koefisien kecuali pada *LL subband* dengan melakukan substitusi dari



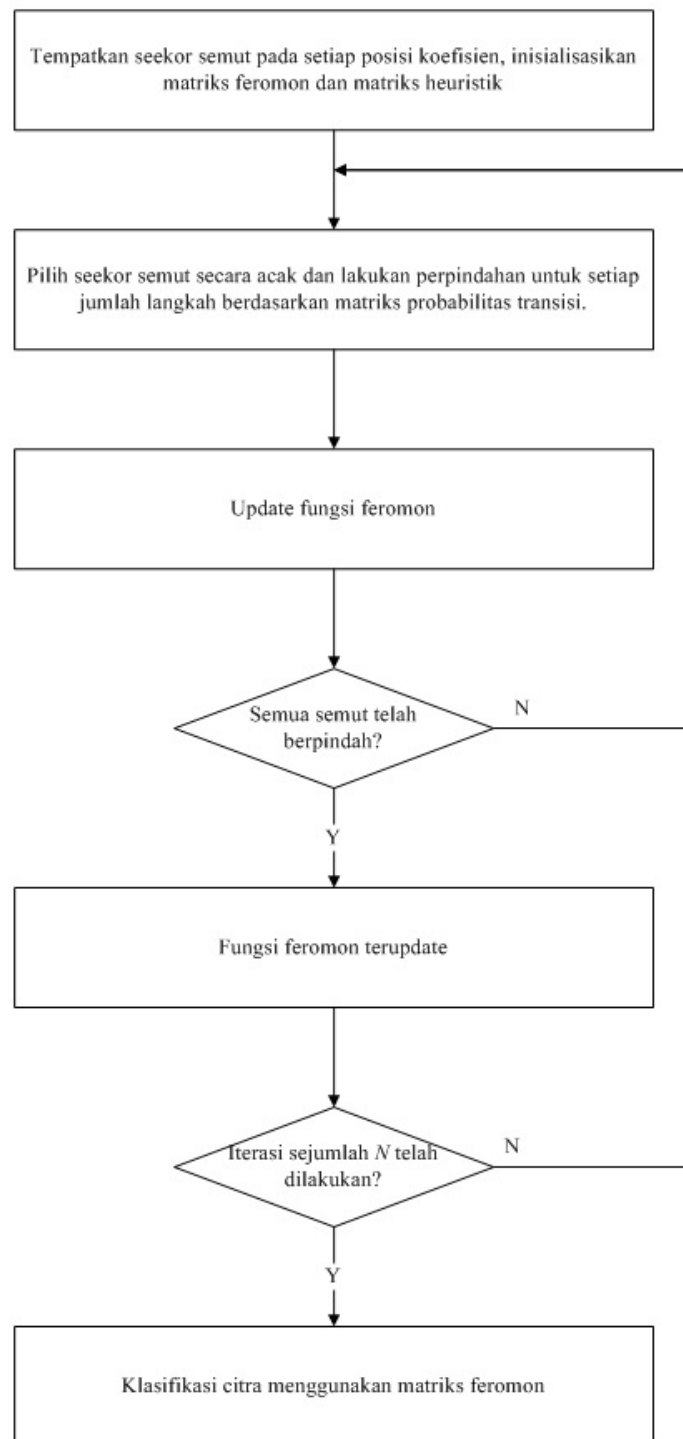
persamaan 2.4 ke dalam

$$s_i = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_n^2} y_i \quad (3.25)$$

### 3.2.6 Inverse Wavelet Transform

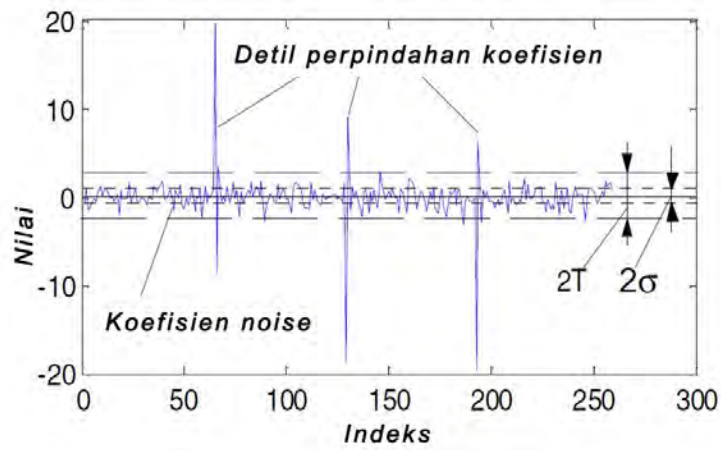
Pada tahap ini, rekonstruksi citra hasil *denoising* dilakukan. Rekonstruksi citra dilakukan pengembalian citra yang terurai menjadi citra yang utuh menggunakan proses *inverse* dari penguraian *wavelet* (gambar inverse). Skema rekonstruksi citra menggunakan *inverse wavelet transform* yang ditunjukkan pada gambar 3.9 menunjukkan citra hasil *denoising* merupakan citra baru hasil dari koefisien *wavelet* yang telah dilakukan *denoising* dan dibentuk ulang untuk menjadi citra baru. Proses rekonstruksi ini bertujuan untuk mengembalikan citra yang semula terurai dengan proses transformasi *wavelet* dan mendapatkan estimasi (varian sinyal, varian *noise*, MMSE) terhadap koefisien tersebut. Karena transformasi *wavelet* pada penelitian ini menggunakan *2-D discrete wavelet transform*, maka rekonstruksi citra diimplementasikan melalui *inverse* transformasi pada setiap kolom dari data yang dihasilkan dan kemudian diterapkan setiap baris sinyal. *Lowpass filter* dan *highpass filter* memiliki tugas melakukan invers transformasi tersebut secara kolom dan baris.

Koefisien *wavelet* yang telah mengalami proses *denoising* menjadi bentuk koefisien-koefisien yang baru dan bebas *noise* (*noise* telah berkurang). Sesuai dengan proses *inverse wavelet transform*, maka koefisien-koefisien tersebut dikembalikan ke bentuk citra utuh melalui tahapan pembalikan penguraian sesuai dengan jumlah level penguraian yang digunakan. Ketika pada transformasi *wavelet*, penguraian dilakukan pada level  $J : J - 1 : L$  membentuk *subband LL, LH, HL, dan HH* dan turunannya, maka proses invers dari transformasi *wavelet* ini dilakukan dari level  $L : L - 1 : J$  sehingga turunan *subband LL, LH, HL dan HH* kembali ke *subband LL, LH, HL dan HH* dan ketika proses tersebut berada pada level  $J$ , citra telah terbentuk menjadi citra utuh tanpa penguraian.

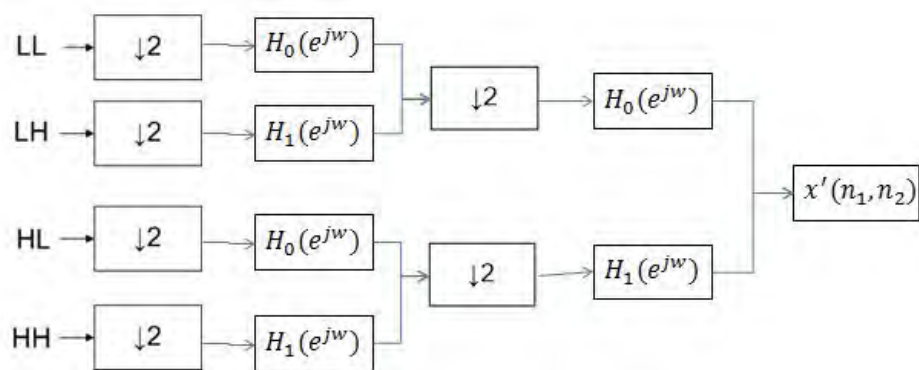


Gambar 3.7: Alur ACO untuk klasifikasi koefisien *wavelet* pada citra





Gambar 3.8: Ilustrasi hubungan antara koefisien, *threshold*, dan standar deviasi



Gambar 3.9: Skema rekonstruksi citra

[Halaman ini sengaja dikosongkan]



## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini akan membahas tentang hasil percobaan yang dilakukan. Hasil percobaan diperoleh dari parameter uji coba yang diberikan. Hasil percobaan dilaporkan dalam bentuk tabel hasil pengujian dan wujud visual citra yang telah dilakukan *denoising*. Laporan pada tabel merupakan hasil yang diwujudkan dalam bentuk nilai dari pengujian metode yang dilakukan, sedangkan evaluasi visual citra adalah hasil kualitas *denoising* secara visual. Pada bab ini, nilai hasil Penilaian ditampilkan secara keseluruhan dalam bentuk tabel namun hasil citra *denoising* secara visual hanya menampilkan tiga buah citra yaitu Barbara, Lena, dan Smandril. Tiga buah citra tersebut ditampilkan sebagai contoh laporan hasil *denoising* yang dilakukan dan hasil *denoising* pada seluruh citra ditampilkan pada lampiran I. Pada percobaan yang dilakukan, metode AntShrink sebagai metode pada penelitian yang diacu digunakan sebagai metode pembandingan dari metode yang diusulkan.

#### 4.1 Penilaian kualitas citra hasil *denoising* menggunakan MSE

*Mean square error* (MSE) digunakan untuk melakukan estimasi citra hasil rekonstruksi (hasil *denoising*), semakin besar nilai MSE pada sebuah citra maka besar kesalahan atau pada percobaan ini sisa *noise* yang masih mengkontaminasi citra diasumsikan masih banyak. Penilaian MSE terbagi menjadi tiga hasil yang berbeda sesuai dengan basis *wavelet* yang digunakan yaitu: Daubechies, Haar, dan Symmlet.

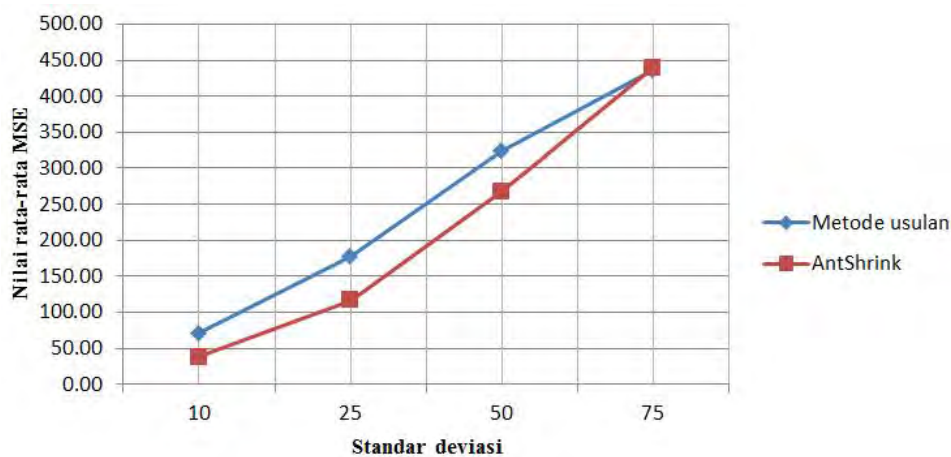
##### 4.1.1 Hasil Penilaian MSE pada *denoising* basis Daubechies

Tabel 4.1 menunjukkan hasil Penilaian MSE terhadap citra hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies. Pada tabel 4.1, hasil Penilaian menunjukkan perubahan hasil berbeda pada metode yang diusulkan dan metode AntShrink. Nilai hasil Penilaian pada metode yang diusulkan cenderung lebih tinggi daripada nilai hasil Penilaian pada metode AntShrink untuk  $\sigma_n$  pada rentang  $10 \leq x \leq 50$ . Hal tersebut menunjukkan bahwa sisa *noise* yang mengkontaminasi citra pada setiap piksel masih banyak terdapat pada hasil *denoising* oleh metode yang diusulkan.

Perubahan terjadi pada  $\sigma_n = 75$ , pada lima belas citra yaitu: Lena,

airfield2, airplane, couple, elaine, enny, asisten, mri, sabun, tank, tank2, truck, trucks, wbl, dan zelda memperlihatkan nilai hasil MSE pada metode yang diusulkan lebih kecil daripada metode AntShrink. Perubahan tersebut menunjukkan bahwa pada beberapa citra tersebut, metode yang diusulkan mampu melakukan *denoising* yang lebih baik daripada metode AntShrink. Hal lain yang dapat ditemukan dari hasil tabel 4.1 adalah metode yang diusulkan mendukung *denoising* pada citra dengan resolusi yang lebih besar ( $1024 \times 1024$ ), pembuktian hal tersebut terdapat pada hasil *denoising* citra airfield2, airplane, dan sabun yang menunjukkan hasil metode yang diusulkan yang unggul terhadap metode AntShrink pada  $\sigma_n = 75$ . Berdasarkan hasil pada tabel 4.1, basis Daubechies mampu mendukung teknik *denoising* menggunakan metode yang diusulkan untuk kasus *noise* yang besar terutama pada citra dengan resolusi yang tinggi ( $1024 \times 1024$ ).

Gambar 4.1 menunjukkan tren rata-rata hasil Penilaian MSE pada *denoising* basis Daubechies. Pada grafik tersebut, rata-rata pada  $\sigma_n > 10$  menunjukkan selisih nilai rata-rata yang lebih besar di antara kedua metode daripada hasil rata-rata kedua metode pada  $\sigma_n = 10$ , meskipun pada  $\sigma_n$  pada rentang  $50 \leq x \leq 75$  selisih rata-rata kedua metode tersebut semakin kecil dan rata-rata hasil dari kedua metode tersebut berada pada posisi yang sama untuk  $\sigma_n = 75$ . Perubahan posisi pada  $\sigma_n = 75$  tersebut menunjukkan kecenderungan hasil *denoising* dari metode yang diusulkan memiliki MSE yang lebih kecil daripada metode AntShrink untuk  $\sigma_n > 75$ .



Gambar 4.1: Grafik rata-rata Penilaian MSE pada *denoising* menggunakan basis Daubechies



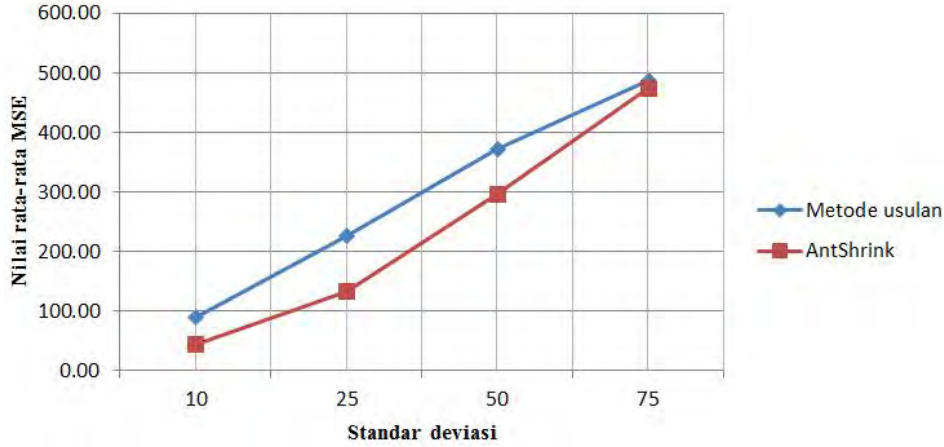
#### 4.1.2 Hasil Penilaian MSE pada denoising basis Haar

Tabel 4.2 menunjukkan tren pada grafik rata-rata hasil *denoising* yang memiliki karakteristik tidak berbeda secara umum terhadap tabel 4.1 yaitu keunggulan rata-rata dari metode yang diusulkan terhadap rata-rata dari metode AntShrink untuk beberapa citra pada  $\sigma_n = 75$ . Meskipun demikian, jumlah citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan yang unggul terhadap metode AntShrink untuk  $\sigma_n = 75$  pada tabel 4.2 lebih banyak daripada jumlah citra yang unggul dari metode yang diusulkan pada tabel 4.1. Jika pada tabel 4.1 memiliki citra hasil *denoising* yang unggul pada metode yang diusulkan sejumlah lima belas citra, maka pada tabel 4.2 citra hasil *denoising* yang unggul dari metode yang diusulkan memiliki enam belas citra yang terdiri dari: smandrill, airfield2, airplane, cameraman, einstein, elaine, enny, asisten, manarul, sabun, tank, tank2, truck, trucks, wbl, dan zelda.

Hasil pada tabel 4.2 menunjukkan bahwa basis Haar juga mendukung *denoising* citra dari metode yang diusulkan untuk citra dengan resolusi tinggi ( $1024 \times 1024$ ) pada  $\sigma_n = 75$ . Hal tersebut dibuktikan pada citra airfield2, airplane, dan sabun, hasil *denoising* dari metode yang diusulkan selalu unggul terhadap hasil dari metode AntShrink dengan selisih hasil MSE yang cukup banyak (rentang 18 - 120). Hal lain yang dapat ditemukan untuk hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.2 adalah pada  $\sigma_n = 10$ , nilai hasil *denoising* dari metode yang diusulkan lebih besar sejumlah lebih dari dua kali lipat daripada hasil pada metode AntShrink untuk sebagian besar citra antara lain: barbara, smandrill, aerial, airfield2, barisan, bridge, kiel, dan trucks. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada kasus *noise* yang kecil, basis haar lebih mendukung pada metode AntShrink daripada metode yang diusulkan meskipun kondisi hasil masih lebih unggul pada basis Daubechies. Secara umum, nilai hasil pada basis Haar (tabel 4.2) menghasilkan nilai hasil lebih besar daripada basis Daubechies (tabel 4.1).

Gambar 4.2 menunjukkan tren grafik rata-rata hasil Penilaian MSE dari *denoising* menggunakan basis Haar. Pada grafik tersebut, hasil rata-rata maksimal dari basis haar lebih tinggi daripada hasil rata-rata maksimal pada basis Daubechies (gambar 4.1). Skala  $y$  pada gambar 4.2 memiliki rentang yang lebih besar daripada skala  $y$  pada gambar 4.1. Kedua hal tersebut menunjukkan bahwa hasil *denoising* untuk metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar menyisakan *noise* lebih banyak dibandingkan hasil *denoising* untuk kedua metode tersebut menggunakan basis Daubechies. Selain itu, rentang grafik hasil antara metode usulan dengan

metode AntShrink pada gambar 4.2 lebih lebar daripada rentang grafik pada gambar 4.1 untuk  $\sigma_n$  pada rentang  $25 \leq x \leq 50$ .



Gambar 4.2: Grafik rata-rata Penilaian MSE pada *denoising* menggunakan basis haar

Pada gambar 4.2, kenaikan rata-rata hasil *denoising* pada basis Haar cenderung lebih rata dibandingkan dengan kenaikan rata-rata hasil *denoising* pada basis Daubechies. Kenaikan yang lebih rata tersebut terlihat menonjol pada hasil *denoising* dari metode usulan, bentuk grafik dari hasil *denoising* pada metode usulan pada gambar 4.2 cenderung lebih lurus daripada bentuk grafik dari hasil *denoising* pada metode usulan pada gambar 4.1. Kecenderungan tren yang lebih rata pada hasil *denoising* dari metode AntShrink pada gambar 4.2 lebih terlihat pada  $25 \leq \sigma_n \leq 75$ . Pada rentang  $\sigma_n$  tersebut, bentuk grafik terlihat lebih lurus dibandingkan dengan bentuk grafik pada gambar 4.1 untuk hasil *denoising* dari metode AntShrink. Berdasarkan hal tersebut, distribusi hasil dari *denoising* berbasis Haar untuk metode usulan dan metode Antshrink lebih rata dibandingkan dengan distribusi hasil dari *denoising* berbasis Daubechies.

Grafik hasil rata-rata pada *denoising* menggunakan basis Haar (gambar 4.2) memiliki kemiripan dengan grafik hasil rata-rata pada *denoising* menggunakan basis Daubechies (gambar 4.1). Kemiripan tersebut terletak pada posisi rata-rata hasil *denoising* pada metode usulan hampir memiliki posisi rata-rata hasil *denoising* pada metode AntShrink, meskipun jika diamati secara rinci kedua posisi grafik untuk kedua metode tersebut menunjukkan posisi titik rata-rata pada metode usulan berada di atas posisi titik rata-rata dari metode AntShrink.



#### 4.1.3 Hasil Penilaian MSE pada denoising basis Symmlet

Tabel 4.3 menunjukkan hasil Penilaian MSE terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis *wavelet* Symmlet. Selaras dengan hasil *denoising* untuk metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies dan basis Haar, pada  $10 \leq \sigma_n \leq 50$  hasil *denoising* dari metode Antshrink unggul secara keseluruhan terhadap hasil *denoising* dari metode usulan. Keunggulan pada hasil *denoising* dari metode usulan terjadi pada  $\sigma_n = 75$  walaupun keunggulan tersebut hanya terjadi beberapa citra. Jumlah citra hasil *denoising* untuk metode usulan yang unggul terhadap metode AntShrink adalah sembilan belas buah citra, antara lain: barbara, smandrill, airfield2, airplane, clown, couple, crowd, einstein, elaine, enny, asisten, manarul, sabun, tank, tank2, truck, trucks, wbl, dan zelda. Jumlah tersebut lebih banyak daripada hasil *denoising* pada metode usulan menggunakan basis Daubechies dengan lima belas buah citra dan basis Haar dengan enam belas buah citra. Berdasarkan hasil tersebut, basis Symmlet mampu mengurangi *noise* dengan jumlah citra paling banyak pada  $\sigma_n = 75$ .

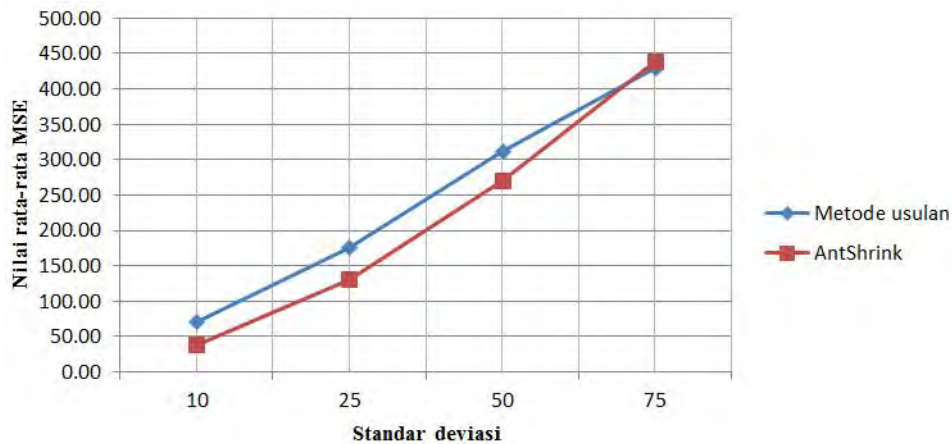
Seperti hasil *denoising* pada basis Daubechies dan basis Haar, hasil *denoising* pada basis Symmlet untuk Penilaian MSE menunjukkan kondisi yang sama untuk citra yang memiliki resolusi tinggi. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang beresolusi tinggi ( $1024 \times 1024$ ) yaitu airfield2, airplane, dan sabun unggul secara keseluruhan terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pada Penilaian MSE, transformasi *wavelet* pada jenis *2D discrete wavelet transform* mendukung keberhasilan teknik *denoising* oleh metode usulan pada  $\sigma_n = 75$  terutama pada citra dengan resolusi yang cukup besar ( $1024 \times 1024$ ).

Secara nilai hasil Penilaian, hasil Penilaian MSE pada hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet memiliki nilai hasil Penilaian yang lebih kecil daripada hasil *denoising* menggunakan basis Haar. Namun, hasil Penilaian tersebut tidak dapat disebut selaras dengan hasil Penilaian pada hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies karena perbedaan nilai dan selisih setiap citra untuk setiap  $\sigma_n$  pada masing-masing metode (metode usulan dan metode AntShrink).

Hasil *denoising* pada setiap citra memiliki karakteristik tertentu. Karakteristik citra hasil *denoising* pada metode usulan menggunakan basis Symmlet yang paling mencolok adalah pada citra airplane, nilai hasil Penilaian MSE menunjukkan hasil yang paling rendah pada hasil *denoising* pada citra tersebut dibandingkan hasil Penilaian pada citra lain. Hasil tersebut juga berlaku pada

hasil Penilaian pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan menggunakan basis Daubechies dan basis Haar sehingga dapat diasumsikan bahwa karakteristik nilai yang rendah tersebut dipengaruhi oleh fitur-fitur yang terdapat pada citra tersebut.

Gambar 4.3 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian MSE terhadap hasil *denoising* pada metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Tidak seperti grafik rata-rata hasil Penilaian MSE terhadap hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies (gambar 4.1) dan basis Haar (gambar 4.2), grafik rata-rata hasil Penilaian MSE terhadap hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet menunjukkan posisi pertemuan rata-rata hasil *denoising* antara metode usulan dan metode AntShrink berada pada rentang area  $50 \leq \sigma_n \leq 75$ . Hal tersebut berbeda dengan grafik rata-rata pada basis Daubechies (gambar 4.1) yang menunjukkan posisi pertemuan hasil rata-rata *denoising* antara kedua metode yang berada pada  $\sigma_n = 75$  dan pada basis haar (gambar 4.2) yang memiliki posisi hampir mirip dengan hasil pada basis Daubechies (gambar 4.1).



Gambar 4.3: Grafik rata-rata Penilaian MSE pada *denoising* menggunakan basis Symmlet

Bentuk grafik pada gambar 4.4 menunjukkan selisih hasil yang paling kecil di antara selisih hasil yang terdapat pada gambar 4.1 dan gambar 4.2. Hal tersebut dibuktikan pada  $\sigma_n$  untuk rentang  $10 \leq x \leq 50$  memiliki jarak hasil rata-rata kedua metode yang paling kecil di antara tiga grafik rata-rata Penilaian MSE. Berdasarkan hal tersebut, basis Symmlet mampu mengunggulkan hasil *denoising* pada metode usulan pada  $\sigma_n$  yang paling rendah daripada dua basis lainnya.



## 4.2 Penilaian kualitas citra hasil *denoising* menggunakan PSNR

Performa dari MSE dapat diukur kembali menggunakan metode Penilaian kualitas citra yang lain. *Peak signal to noise ratio* (PSNR) merupakan salah satu metode yang mengukur hasil dari estimasi yang dilakukan MSE untuk mengetahui distorsi *noise* dan kekuatan sinyal maksimum pada sebuah citra. Serupa dengan Penilaian MSE, pada percobaan yang dilakukan Penilaian kualitas citra menggunakan PSNR juga terdiri dari tiga basis *wavelet*, yaitu: Daubechies, Haar, dan Symmlet. Selain hasil ditampilkan dalam bentuk tabel dan grafik rata-rata, kemampuan metode usulan dan metode AntShrink dalam menangani kasus *noise* yang lebih besar juga dibahas pada subbab ini dengan tujuan untuk mengetahui ketahanan masing-masing metode dalam menghadapi kasus *noise* yang besar.

### 4.2.1 Hasil Penilaian PSNR pada *denoising* basis Daubechies

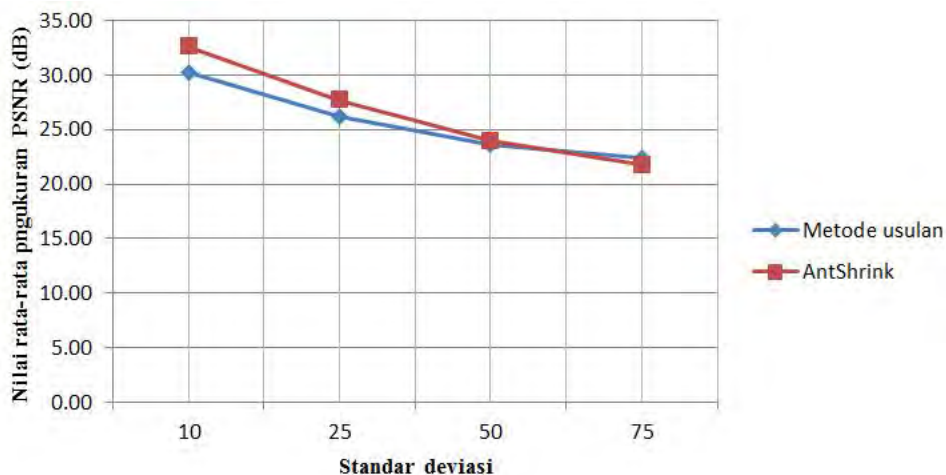
Hasil Penilaian PSNR untuk *denoising* citra oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies ditunjukkan pada tabel 4.4. Pada  $\sigma_n = 10$  dan  $\sigma_n = 25$ , hasil *denoising* dari metode AntShrink unggul terhadap hasil *denoising* dari metode usulan secara keseluruhan citra. Pada  $\sigma_n = 50$ , hasil *denoising* beberapa citra antara lain: lena, airplane, elaine, enny, asisten, sabun, tank, tank2, truck, dan zelda oleh metode usulan unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink pada sepuluh buah citra tersebut. Pada  $\sigma_n = 75$ , sepuluh citra tersebut tetap menunjukkan hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Selain sepuluh citra tersebut, beberapa citra hasil *denoising* oleh metode usulan juga unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink pada  $\sigma_n = 75$  sehingga tersisa beberapa citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang masih unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan walaupun dengan selisih yang kecil. Citra-citra hasil *denoising* oleh metode Antshrink yang masih unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan antara lain: barbara, aerial, airfield, barisan, bridge, cameraman, crowd, houses, kiel, man, melayang, mri, wbl, dan zrobot.

Hasil Penilaian pada MSE berpengaruh pada hasil Penilaian PSNR. Bukti pengaruh yang paling mencolok terdapat pada citra airplane, berdasarkan tabel 4.1 citra airplane memiliki nilai hasil MSE yang paling kecil dibandingkan citra lain. Nilai MSE yang kecil tersebut berpengaruh pada hasil PSNR pada citra tersebut, tabel 4.4 menunjukkan citra airplane memiliki nilai Penilaian PSNR yang paling tinggi di antara citra lain. Hal tersebut menun-

jukkan bahwa semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan, maka semakin besar nilai PSNR yang dihasilkan. Bukti lain dari hal tersebut terletak pada citra man, berdasarkan tabel 4.1 nilai MSE pada citra man cukup besar bahkan pada  $\sigma_n = 10$  nilai MSE telah mencapai 109.44, sehingga pada Penilaian PSNR citra man mendapatkan nilai cukup kecil dibandingkan dengan beberapa citra lain yaitu 27.73 dB pada  $\sigma_n = 10$ .

Gambar 4.4 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian PSNR pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies. Grafik pada gambar tersebut menunjukkan penurunan yang lebih perlahan pada rata-rata nilai hasil *denoising* oleh metode usulan daripada rata-rata nilai hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Dampak dari hal tersebut adalah pada  $50 \leq \sigma_n \leq 75$  terdapat sebuah titik pertemuan rata-rata hasil *denoising* kedua metode tersebut dan rata-rata hasil *denoising* oleh metode usulan mulai unggul dibandingkan metode AntShrink.

Laju grafik dari rata-rata hasil *denoising* oleh metode usulan cenderung semakin perlahan diperkirakan mampu melampaui rata-rata hasil *denoising* oleh metode AntShrink dengan selisih nilai rata-rata yang semakin besar untuk setiap  $\sigma_n$  yang semakin besar. Dalam hal ini, basis Daubechies mampu mendukung hasil *denoising* oleh metode usulan pada kasus *noise* besar dengan membuat laju penurunan yang perlahan rata-rata nilai hasil *denoising* oleh metode usulan sehingga unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink.



Gambar 4.4: Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada *denoising* menggunakan basis Daubechies



#### 4.2.2 Hasil Penilaian PSNR pada denoising basis Haar

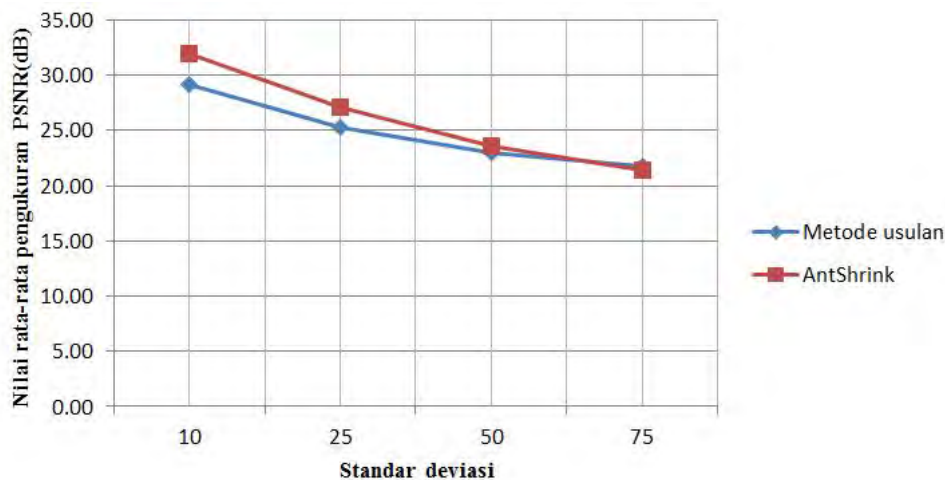
Tabel 4.5 menunjukkan hasil Penilaian PSNR pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.5 memiliki perbedaan karakteristik dengan hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.4. Hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.5 cenderung memiliki nilai hasil *denoising* pada metode usulan dan metode AntShrink yang lebih rendah daripada hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.4. Dampak dari hasil Penilaian yang rendah pada tabel 4.5 terletak pada tabel 4.2. Tabel 4.2 menunjukkan kondisi hasil MSE yang cukup besar, bahkan nilai hasil MSE yang ditunjukkan pada tabel 4.2 lebih besar daripada nilai hasil MSE yang ditunjukkan pada tabel 4.1 yang merupakan tabel MSE untuk referensi PSNR pada tabel 4.4. Karena nilai hasil MSE yang besar pada tabel 4.2 tersebut, maka hasil PSNR pada tabel 4.5 menjadi lebih kecil daripada hasil PSNR pada tabel 4.4 sebagai koensekuensi dari jumlah kesalahan (dalam hal ini kontaminasi *noise* yang tersisa) pada piksel di dalam sebuah citra.

Hasil pada tabel 4.5 menunjukkan bahwa pada  $\sigma_n = 10$  dan  $\sigma_n = 25$ , hasil *denoising* citra oleh metode Antshrink unggul secara keseluruhan citra terhadap hasil *denoising* citra oleh metode usulan. Pada  $\sigma_n = 50$ , jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink adalah lima buah citra yang terdiri dari: airplane, enny, tank, truck, dan zelda. Jika dibandingkan dengan hasil pada tabel 4.4, jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar yang unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink (tabel 4.5) lebih sedikit dibandingkan dengan jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Daubechies yang unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink (tabel 4.4). Pada  $\sigma_n = 75$ , jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap citra hasil *denoising* pada metode AntShrink bertambah sehingga citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink sejumlah lima belas citra yang terdiri dari: lena, smandrill, airfield2, airplane, clown, einstein, elaine, enny, sabun, tank, tank2, truck, trucks, wbl, dan zelda.

Hasil yang unggul pada hasil *denoising* oleh metode usulan dapat dicapai pada semua citra untuk  $\sigma_n$  yang lebih besar. Hal tersebut didasarkan pada meningkatnya jumlah citra hasil *denoising* yang unggul pada  $\sigma_n = 75$  sebanyak lima belas citra dari citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 50$  sejumlah lima buah citra. Selain faktor peningkatan jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan, faktor selisih hasil antara metode usulan dengan metode AntShrink

juga menjadi faktor pencapaian keunggulan hasil *denoising* oleh metode usulan terhadap metode AntShrink, untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar, selisih nilai hasil *denoising* antara metode usulan dengan metode AntShrink semakin kecil dan pada sebuah  $\sigma_n$  tertentu hasil *denoising* oleh metode usulan mampu unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink.

Gambar 4.5 menunjukkan grafik dari rata-rata hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Berdasarkan faktor selisih hasil antara hasil *denoising* citra oleh metode usulan dengan metode AntShrink, maka tren pada grafik yang ditunjukkan gambar 4.5 juga memiliki karakteristik yang mirip dengan fenomena pada faktor tersebut. Tren pada grafik tersebut menunjukkan selisih jarak antara grafik dari rata-rata hasil *denoising* oleh metode usulan dengan grafik dari rata-rata hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Hal tersebut serupa dengan perubahan selisih nilai hasil *denoising* antara metode usulan dengan metode AntShrink yang ditunjukkan pada tabel 4.5.



Gambar 4.5: Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada *denoising* menggunakan basis Haar

Faktor peningkatan jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap metode AntShrink dapat diketahui lebih jelas pada gambar 4.5. Pada  $50 \leq \sigma_n \leq 75$ , terdapat pertemuan posisi rata-rata hasil *denoising* kedua metode tersebut. Berdasarkan hal tersebut, maka dapat diasumsikan bahwa pada nilai  $\sigma_n$  yang berada pada posisi tersebut telah mengalami peningkatan jumlah citra hasil *denoising* yang unggul untuk metode usulan.



#### 4.2.3 Hasil Penilaian PSNR pada denoising basis Symmlet

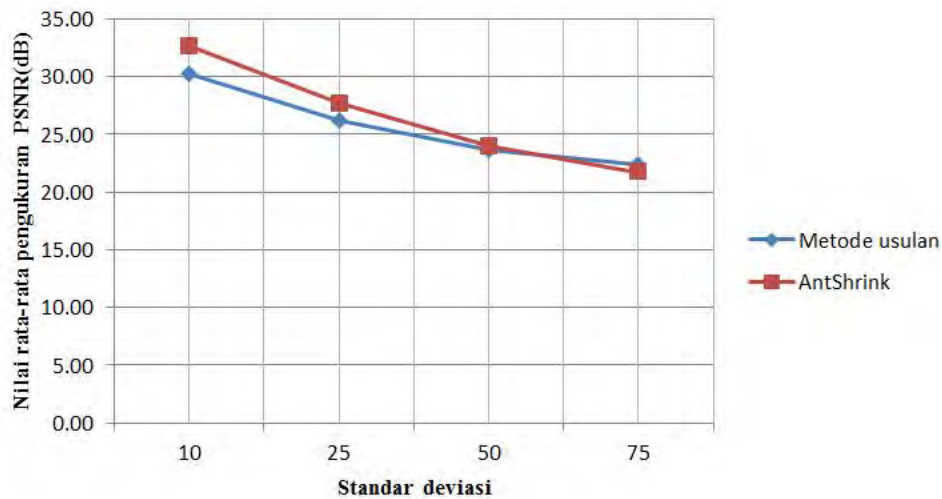
Tabel 4.6 menunjukkan hasil Penilaian PSNR pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Berbeda dengan hasil yang ditunjukkan pada tabel 4.4 untuk hasil basis Daubechies dan tabel 4.5 untuk hasil basis Haar, pada tabel 4.6 *denoising* oleh metode AntShrink menggunakan basis Symmlet menunjukkan hasil nilai puluhan yang seragam yaitu di angka 30 dB pada  $\sigma_n = 10$  untuk seluruh citra. Hasil tersebut tentu berbeda pada hasil tabel 4.4 dan tabel 4.5 yang memiliki nilai hasil puluhan 20 dB dan 30 dB pada  $\sigma_n = 10$ . Perbedaan hasil tersebut tidak hanya terletak pada  $\sigma_n = 10$  untuk setiap hasil *denoising* oleh metode AntShrink menggunakan basis *wavelet* yang berbeda, namun perbedaan tersebut juga terletak pada hasil *denoising* oleh metode usulan. Tabel 4.6 menunjukkan perbedaan antara hasil *denoising* oleh metode usulan dengan hasil *denoising* oleh metode AntShrink pada  $\sigma_n = 10$ , hasil *denoising* oleh metode usulan memiliki hasil puluhan 20 dB dan 30 dB sedangkan hasil *denoising* oleh metode usulan memiliki hasil puluhan 30 dB pada keseluruhan citra. hal tersebut membuktikan bahwa basis Symmlet mendukung metode AntShrink untuk *denoising* pada kasus *noise* kecil ( $\sigma_n = 10$ ).

Serupa dengan hasil Penilaian PSNR yang ditunjukkan pada tabel 4.4 dan 4.5, hasil Penilaian PSNR pada tabel 4.6 menunjukkan hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode usulan pada  $\sigma_n = 10$  dan  $\sigma_n = 25$  untuk seluruh citra. Pada  $\sigma_n = 50$ , sembilan buah citra hasil *denoising* oleh metode usulan unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Sembilan buah citra tersebut antara lain: lena, airplane, elaine, enny, lighthouse, sabun, tank, truck, dan zelda. Pada  $\sigma_n = 75$ , terdapat penambahan jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Hal tersebut mengakibatkan citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang masih unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan tersisa xx buah citra. Citra yang tersisa tersebut antara lain: barbara, smandrill, aerial, airfield, barisan, bridge, cameraman, houses, kiel, man, melayang, dan mri.

Kecenderungan untuk kemampuan metode usulan dalam mengatasi kasus *noise* yang besar ditunjukkan oleh Penilaian PSNR pada seluruh basis *wavelet* yang digunakan pada percobaan ini. Pada penggunaan basis Symmlet, selisih hasil *denoising* antara metode usulan dengan metode AntShrink yang lebih kecil pada setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar serupa dengan hasil pada penggunaan basis Daubechies (tabel 4.4) dan basis Haar (tabel

4.5). Berdasarkan hal tersebut, hasil Penilaian PSNR pada seluruh basis *wavelet* menunjukkan metode AntShrink mampu mengatasi kasus *noise* pada  $10 \leq \sigma_n \leq 50$ , sedangkan metode usulan mampu mengatasi kasus *noise* pada  $\sigma_n > 50$ .

Gambar 4.6 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Kondisi grafik pada gambar 4.6 serupa dengan kondisi grafik pada gambar 4.4 yang menunjukkan rata-rata hasil Penilaian PSNR pada basis Daubechies. Kondisi yang serupa tersebut terletak pada posisi pertemuan rata-rata hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink untuk area  $50 \leq \sigma_n \leq 75$  dengan posisi yang lebih awal daripada grafik rata-rata hasil PSNR menggunakan basis Haar (gambar 4.5).



Gambar 4.6: Grafik rata-rata Penilaian PSNR pada *denoising* menggunakan basis Symmlet

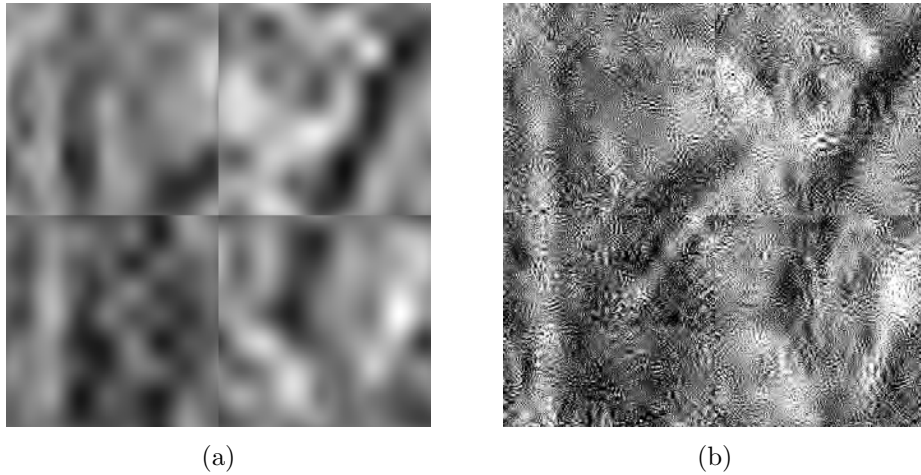
Kemiripan bentuk antara grafik rata-rata hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet dengan grafik rata-rata hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies juga terjadi pada titik hasil rata-rata pada  $\sigma_n = 10$  dan laju grafik dari masing-masing hasil rata-rata nilai Penilaian citra untuk kedua metode tersebut. Kemiripan bentuk hasil grafik terutama pada  $10 \leq \sigma_n \leq 50$  dari penggunaan kedua basis *wavelet* dapat terjadi karena faktor pengaruh persamaan karakteristik di antara kedua basis *wavelet* tersebut meskipun terdapat perbedaan hasil pada  $\sigma_n = 75$  antara penggunaan basis Symmlet dengan penggunaan basis Daubechies. Perbedaan pada  $\sigma_n = 75$  adalah hasil pada Symmlet untuk hasil *denoising* oleh metode usulan berada pada posisi



lebih unggul atau memiliki selisih dengan hasil metode AntShrink yang lebih besar daripada hasil pada basis Daubechies.

#### 4.2.4 Kemampuan metode terhadap kasus *noise* besar dari Penilaian PSNR

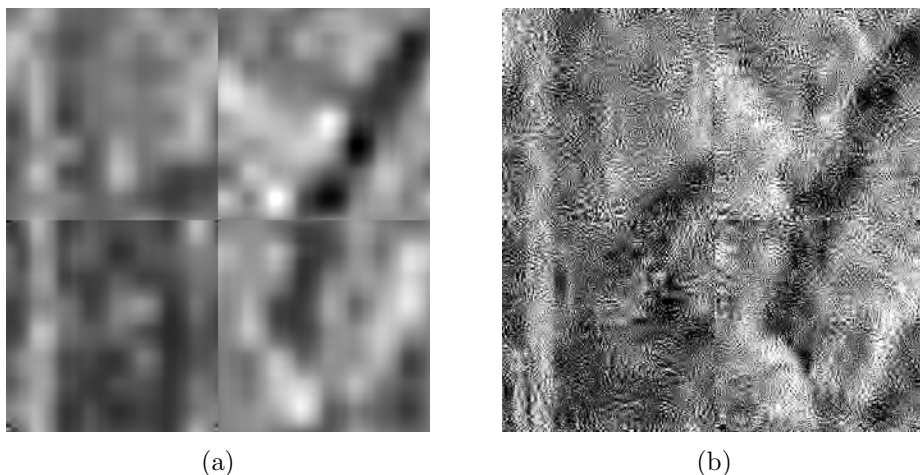
Berdasarkan hasil tabel 4.4, tabel 4.5, dan tabel 4.6 serta representasi grafik pada setiap basis *wavelet* dapat diketahui bahwa hasil *denoising* dari metode usulan memiliki ketahanan terhadap *noise* yang lebih baik daripada metode AntShrink, terutama pada kasus *noise* yang besar atau  $\sigma_n > 50$ . Hal tersebut perlu dibuktikan sehingga ketahanan *noise* pada metode usulan teruji secara nyata. Gambar 4.7 menunjukkan perbedaan antara hasil *denoising* pada citra Lena menggunakan metode usulan dengan hasil *denoising* menggunakan metode AntShrink pada  $\sigma_n = 425$  menggunakan basis Symmlet. Pada gambar 4.7, secara visual, citra yang ditunjukkan pada gambar 4.7(b) masih memperlihatkan objek citra Lena daripada gambar 4.7(a). Namun, pada gambar 4.7(b) masih terlihat *noise* yang tersisa sedangkan pada gambar 4.7(a) *noise* tidak terlihat. Hasil Penilaian PSNR untuk kedua citra hasil *denoising* tersebut adalah 18.76 dB untuk gambar 4.7(a) atau citra hasil *denoising* dari metode usulan dan 9.76 dB untuk gambar 4.7(b) atau citra hasil *denoising* dari metode AntShrink.



Gambar 4.7: Hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Symmlet : (a) Metode usulan PSNR = 18.57 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.76 dB.

Secara efek *blur* dan kontaminasi *noise* yang tersisa, hasil *denoising* pada basis Daubechies juga tidak ada perbedaan dengan hasil *denoising* pada basis Symmlet. Gambar 4.8 menunjukkan bentuk citra hasil *denoising* yang sama dengan basis Symmlet pada kedua metode meskipun secara visual, hasil

*denoising* dari basis Daubechies memiliki tingkat kecerahan (*brightness*) yang lebih tinggi daripada hasil *denoising* dari basis Symmlet. Selain tingkat kecerahan, *denoising* pada basis Daubechies menghasilkan kualitas visual yang kurang jelas terhadap objek citra terutama pada hasil *denoising* dari metode yang diusulkan atau gambar 4.8(a).

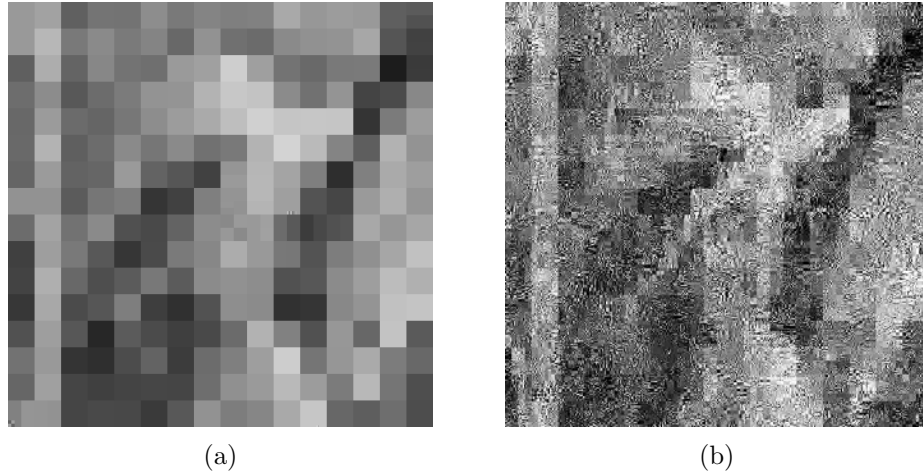


Gambar 4.8: Hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Daubechies : (a) Metode usulan PSNR = 18.39 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.91 dB.

Hasil *denoising* pada basis Haar menunjukkan perbedaan terhadap hasil *denoising* pada basis Daubechies dan Symmlet. Gambar 4.9 menunjukkan hasil *denoising* dari basis Haar yang cenderung pada bentuk kotak sehingga hasil *denoising* pada kasus *noise* yang tinggi, efek kotak tersebut lebih banyak atau dominan. Gambar 4.9(b) menunjukkan hasil *denoising* dari metode AntShrink, pada gambar tersebut hasil citra *denoising* masih mempertahankan *noise* seperti pada citra hasil *denoising* dari basis Daubechies dan Symmlet menggunakan metode AntShrink meskipun pada hasil *denoising* pada gambar 4.9(b) terdapat efek kotak yang dominan. Gambar 4.9(a) menunjukkan hasil *denoising* dari metode usulan, hasil *denoising* yang ditunjukkan pada gambar 4.9(b) sangat berbeda dengan gambar 4.7(b) dan gambar 4.8(b). Hasil *denoising* yang ditunjukkan gambar 4.9(b) sangat didominasi oleh efek kotak sehingga hasil *denoising* tidak lagi memperlihatkan objek pada citra secara jelas sehingga meskipun tidak terlihat sisa *noise* pada gambar tersebut, namun objek pada citra sama sekali tidak terlihat.

Pada percobaan yang dilakukan dengan menggunakan standar deviasi  $\sigma_n = 425$  sebagai pembuktian ketahanan *noise*, terbukti bahwa pada citra hasil *denoising* dari metode usulan mampu mengurangi *noise* lebih banyak daripada





Gambar 4.9: Hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Haar : (a) Metode usulan PSNR = 18.20 dB; (b) Metode AntShrink PSNR = 9.76 dB.

metode AntShrink. Namun secara visual, citra hasil *denoising* dari metode usulan cenderung memiliki efek *blur* cukup dominan yang menyebabkan objek citra terlihat tidak jelas bahkan lebih tidak jelas daripada citra hasil *denoising* dari metode AntShrink. Hal tersebut mengindikasikan bahwa efek *lowpass filter* pada hasil *denoising* oleh metode usulan sangat kuat.

### 4.3 Penilaian kualitas citra hasil *denoising* menggunakan SSIM

Penilaian kualitas citra pada *structural similarity index metric* (SSIM) tidak seperti PSNR yang melibatkan faktor distorsi *noise* dan kekuatan maksimum sinyal pada citra. Penilaian kualitas citra pada SSIM berdasar pada faktor kemiripan struktur, kontras, dan *luminance* di antara dua buah citra (citra asli dan citra hasil *denoising*) sehingga dalam hal ini Penilaian kualitas citra pada SSIM sepenuhnya bekerja pada domain spasial. Penilaian SSIM pada percobaan yang dilakukan juga terbagi menjadi tiga buah hasil, yaitu: Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Daubechies, Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Haar, dan Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Symmlet. Rata-rata hasil dari setiap penggunaan basis *wavelet* tersebut juga dihitung dan direpresentasikan dalam bentuk grafik dengan tujuan untuk mengetahui karakteristik hasil Penilaian SSIM secara umum pada setiap basis *wavelet* yang digunakan. Hasil yang ditunjukkan dalam bentuk grafik terbagi menjadi dua bentuk hasil, yaitu bentuk grafik rata-rata hasil Penilaian *denoising* oleh metode usulan dan bentuk grafik rata-rata hasil Penilaian *denoising* oleh metode AntShrink.

Selain bentuk grafik, pemetaan SSIM juga ditampilkan dengan tujuan untuk mengetahui tingkat kemiripan dan bagian yang mirip di antara citra asli dengan citra hasil *denoising*.

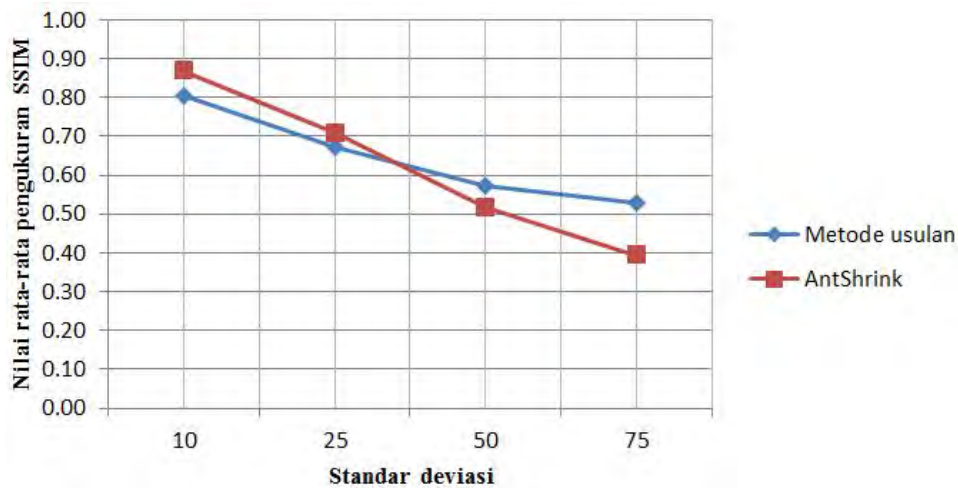
#### 4.3.1 Hasil Penilaian SSIM pada *denoising* basis Daubechies

Tabel 4.7 menunjukkan hasil Penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies. Secara umum, hasil Penilaian SSIM pada citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada semua citra untuk  $\sigma_n = 10$ . Hasil Penilaian SSIM tidak menunjukkan hasil yang sama dengan hasil Penilaian MSE dan hasil Penilaian PSNR. Pada hasil Penilaian MSE dan hasil Penilaian PSNR, citra hasil *denoising* oleh metode usulan mulai terlihat unggul pada  $\sigma_n = 50$ , namun pada Penilaian SSIM hasil Penilaian SSIM menunjukkan bahwa citra hasil *denoising* oleh metode usulan terlihat unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink pada  $\sigma_n = 25$  meskipun masih berlaku pada beberapa citra. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul pada  $\sigma_n = 25$  antara lain: lena, airplane, manarul, sabun, wbl, zelda, dan zrobot. Pada  $\sigma_n = 50$ , jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink mulai bertambah dan pada  $\sigma_n = 75$  jumlah citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan tersisa sedikit. Citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang unggul dan masih bertahan pada  $\sigma_n = 75$  antara lain: smandrill, aerial, dan bridge.

Hasil Penilaian SSIM pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang mulai unggul terhadap metode AntShrink pada  $\sigma_n = 25$  menunjukkan bahwa selisih hasil *denoising* antara metode usulan dengan metode AntShrink akan semakin besar pada setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar. Hal mencolok yang terjadi pada hasil Penilaian SSIM adalah tingkat selisih yang lebih besar pada setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar antara hasil Penilaian pada metode usulan dengan metode AntShrink. Selisih nilai hasil yang besar tersebut terjadi pada Penilaian SSIM, apabila selisih hasil tersebut dibandingkan dengan selisih hasil Penilaian yang terdapat pada MSE dan PSNR, maka selisih yang lebih besar terjadi pada hasil Penilaian SSIM untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar. Penyebabnya adalah karena keunggulan citra tersebut pada Penilaian SSIM lebih cepat terjadi yaitu pada  $\sigma_n = 25$ , sedangkan Penilaian MSE dan PSNR memerlukan  $\sigma_n$  yang lebih tinggi yaitu pada  $\sigma_n > 50$ .



Gambar 4.10 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies. Walaupun pada tabel 4.7 menunjukkan citra hasil *denoising* oleh metode usulan unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink pada  $\sigma_n = 25$ , namun hasil pada grafik menunjukkan bahwa rata-rata keunggulan citra hasil *denoising* oleh metode usulan terdapat pada  $25 \leq \sigma_n \leq 50$ . Hal tersebut terjadi karena keunggulan citra hasil *denoising* oleh metode usulan masih berjumlah sedikit pada  $\sigma_n = 25$  sehingga pada hasil rata-rata belum menunjukkan keunggulan citra hasil *denoising* oleh metode usulan tersebut pada  $\sigma_n = 25$ .



Gambar 4.10: Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Daubechies

Terjadi perbedaan antara kondisi sebelum rata-rata hasil Penilaian citra hasil *denoising* oleh metode usulan unggul terhadap metode AntShrink dengan kondisi setelah keunggulan tersebut terjadi. Perbedaan tersebut terletak pada jarak antara grafik rata-rata hasil Penilaian SSIM untuk metode usulan dengan metode AntShrink, pada kondisi sebelum keunggulan terjadi, jarak grafik terlihat dekat dan hal tersebut menandakan rata-rata hasil Penilaian SSIM untuk kedua metode tersebut berselisih kecil, sedangkan pada kondisi setelah keunggulan terjadi, jarak grafik terlihat lebih renggang dan hal tersebut menandakan rata-rata hasil Penilaian SSIM untuk kedua metode tersebut berselisih lebih besar daripada kondisi sebelum keunggulan terjadi.

#### 4.3.2 Hasil Penilaian SSIM pada *denoising* basis Haar

Tabel 4.8 menunjukkan hasil Penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Hasil Penilaian SSIM yang ditunjukkan pada tabel 4.8 memiliki nilai hasil yang lebih kecil daripada hasil Penilaian SSIM pada tabel 4.7. Hal tersebut diperkirakan karena akibat hasil hasil rekonstruksi citra pada basis Haar yang kurang baik atau kurang mampu memberikan informasi tentang kondisi *luminance* dan kontras citra sehingga penilaian struktur citra menjadi kurang optimal. Selain itu hasil Penilaian SSIM pada citra hasil *denoising* menggunakan basis Haar tidak memiliki nilai hasil 0.9, hal tersebut berbeda pada hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies, pada beberapa citra seperti manarul, crowd, dan barisan hasil Penilaian SSIM menunjukkan citra hasil *denoising* baik pada metode usulan maupun metode AntShrink mampu mencapai nilai hasil 0.9 atau dapat dikatakan sangat mendekati citra asli.

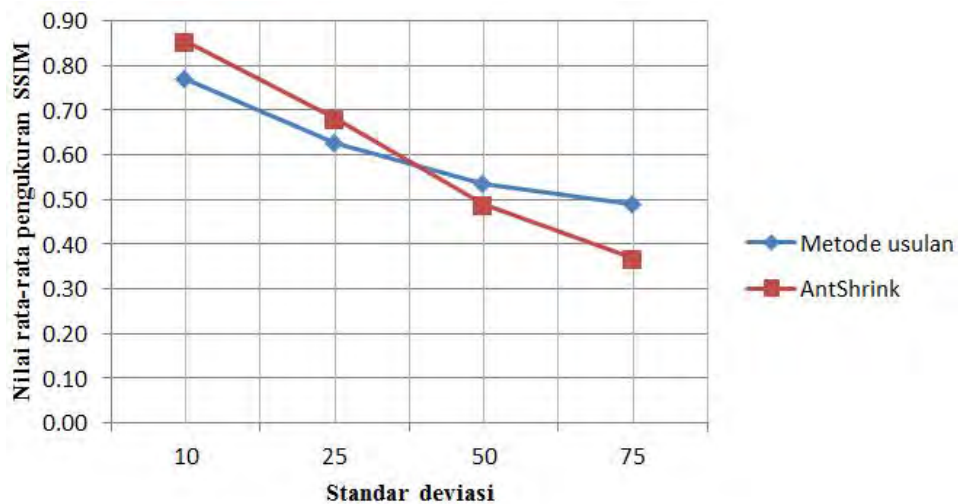
Karakteristik pada hasil tabel 4.8 memiliki persamaan dengan karakteristik hasil pada tabel 4.2 untuk Penilaian MSE menggunakan basis Haar dan tabel 4.5 untuk Penilaian PSNR menggunakan basis Haar. Persamaan tersebut terletak pada penggunaan basis Haar yang selalu menghasilkan nilai hasil Penilaian dengan kualitas yang lebih rendah daripada nilai hasil Penilaian yang dihasilkan oleh basis Daubechies dan Symmlet. Berdasarkan hal tersebut, penggunaan basis Haar kurang sesuai untuk metode *denoising* berbasis koefisien *wavelet* homogen pada penilaian tiga metode evaluasi citra yang telah dilakukan.

Pada  $\sigma_n = 10$ , hasil Penilaian SSIM menunjukkan citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada keseluruhan citra. Pada  $\sigma_n = 25$ , Penilaian SSIM menunjukkan hasil *denoising* pada citra lena, airfield, airplane, enny, asisten, manarul, sabun, wbl, dan zelda oleh metode usulan mampu unggul terhadap hasil *denoising* citra-citra tersebut oleh metode AntShrink. Jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul tersebut lebih banyak daripada Jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul hasil dari basis Daubechies (tabel 4.7) dengan rincian jumlah citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap metode AntShrink hasil dari basis Haar pada  $\sigma_n = 25$  sejumlah sembilan buah citra sedangkan hasil dari Duabechies sejumlah tujuh buah citra. Pada  $\sigma_n = 50$ , citra hasil *denoising* oleh metode usulan terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink mengalami



penambahan jumlah dan pada  $\sigma_n = 75$  citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang tersisa unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan sejumlah tiga buah citra, antara lain: smandril, aerial, bridge, dan houses walaupun selisih pada kedua citra hasil dua metode tersebut kecil.

Gambar 4.11 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Jika dibandingkan dengan grafik pada gambar 4.10, kondisi grafik pada gambar 4.11 lebih rendah daripada kondisi grafik pada gambar 4.10. Hal tersebut sesuai dengan kondisi pada hasil Penilaian SSIM untuk hasil *denoising* menggunakan basis Haar yang ditunjukkan pada tabel 4.8 dengan nilai hasil Penilaian SSIM yang lebih kecil daripada hasil pada tabel 4.7.



Gambar 4.11: Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Haar

Pada gambar 4.11, grafik rata-rata hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan memiliki jarak yang sedikit lebar dengan grafik rata-rata hasil *denoising* dari metode AntShrink dibandingkan dengan kondisi jarak kedua grafik pada gambar 4.10 untuk kondisi sebelum rata-rata hasil *denoising* oleh metode usulan unggul terhadap metode AntShrink. Hal tersebut menunjukkan bahwa jarak nilai pada hasil Penilaian SSIM untuk *denoising* menggunakan basis Haar memiliki nilai hasil *denoising* oleh metode usulan yang lebih kecil dan memiliki selisih yang besar terhadap nilai hasil *denoising* oleh metode AntShrink daripada nilai hasil *denoising* pada basis Daubechies.

#### 4.3.3 Hasil Penilaian SSIM pada *denoising* basis Symmlet

Tabel 4.9 menunjukkan hasil penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Karakteristik pada tabel 4.9 mirip dengan karakteristik pada tabel 4.7 yang merupakan tabel hasil Penilaian SSIM untuk hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies. Kemiripan karakteristik tersebut terdapat pada nilai yang dihasilkan oleh Penilaian SSIM lebih tinggi daripada nilai hasil Penilaian SSIM pada hasil *denoising* menggunakan basis Haar (tabel 4.8). Kemiripan karakteristik lainnya adalah pada beberapa citra seperti barbara, aerial, barisan, dan citra lainnya yang memiliki nilai hasil Penilaian SSIM 0.9 atau sangat mendekati kualitas dari citra asli.

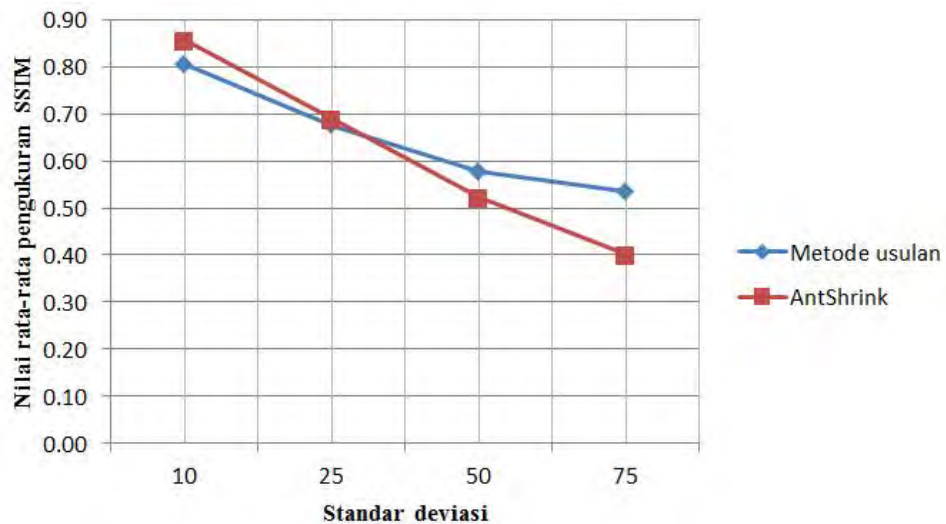
Kemiripan karakteristik pada hasil penilaian SSIM antara hasil *denoising* berbasis Symmlet dan hasil *denoising* berbasis Daubechies adalah sistem yang sama pada kedua basis *wavelet* tersebut. Meskipun pada sistem pada basis Symmlet simetris namun hal tersebut tidak membuat hasil *denoising* yang berbeda karakteristik dengan hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies. Korelasi antara persamaan sistem Symmlet dan Daubechies yang digunakan pada *denoising* citra pada percobaan ini terletak pada cara transformasi *wavelet* dan invers transformasi sehingga ketika suatu citra diuraikan menjadi beberapa menggunakan basis Symmlet, maka ketika suatu citra diuraikan menjadi beberapa *subband* menggunakan basis Daubechies mengalami model penguraian yang serupa. hal tersebut berlaku pada invers transformasi atau ketika citra direkonstruksi ulang menjadi citra utuh. Oleh karena itu, hasil Penilaian SSIM menunjukkan karakteristik yang mirip antara *denoising* menggunakan basis Symmlet dengan *denoising* menggunakan basis Daubechies.

Pada  $\sigma_n = 10$ , hasil Penilaian SSIM menunjukkan citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada keseluruhan citra. Perubahan terjadi pada  $\sigma_n = 25$ , hasil Penilaian SSIM menunjukkan beberapa citra hasil *denoising* oleh metode usulan lebih unggul daripada citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul pada  $\sigma_n = 25$  antara lain: lena, airfield, airplane, crowd, enny, asisten, manarul, sabun, wbl, zelda, dan zrobot. Pada  $\sigma_n = 50$ , citra hasil *denoising* oleh metode usulan terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink mengalami penambahan jumlah dan pada  $\sigma_n = 75$  citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink yang tersisa unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan sejumlah tiga buah



citra, antara lain: smandril, aerial, bridge, dan houses walaupun selisih pada kedua citra hasil dua metode tersebut kecil.

Gambar 4.12 menunjukkan grafik rata-rata hasil Penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Grafik pada gambar 4.12 menunjukkan bentuk yang berbeda dengan grafik pada gambar 4.10. Hal tersebut membuktikan bahwa meskipun hasil Penilaian SSIM menunjukkan karakteristik yang sama antara hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet dan hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies namun rata-rata hasil Penilaian dapat berbeda antara rata-rata hasil Penilaian SSIM pada citra hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet dan rata-rata hasil Penilaian SSIM pada citra hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies.



Gambar 4.12: Grafik rata-rata Penilaian SSIM pada *denoising* menggunakan basis Symmlet

Penggunaan basis Symmlet menghasilkan rata-rata hasil Penilaian SSIM yang berbeda dengan penggunaan Daubechies dan Haar terutama pada kondisi hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Pada gambar 4.12, kondisi hasil *denoising* oleh metode usulan yang unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode AntShrink menunjukkan jarak grafik paling lebar di antara jarak grafik pada gambar 4.10 dan gambar 4.11. Berdasarkan hal tersebut maka basis Symmlet mendukung metode usulan paling baik daripada basis Daubechies dan basis Haar untuk *denoising* pada kasus *noise* besar.

#### 4.3.4 Pemetaan SSIM

Hasil dari perbandingan citra dapat dilihat dalam bentuk pemetaan Penilaian. Pemetaan Penilaian SSIM menunjukkan tingkat kemiripan dua buah citra secara visual sehingga analisa terhadap hasil Penilaian dapat dilakukan lebih detil. Berdasarkan nilai hasil Penilaian SSIM yang tercantum pada tabel 4.7, tabel 4.8, dan tabel 4.9, terdapat dua jenis hasil yang dapat diamati. Dua jenis hasil tersebut adalah hasil Penilaian SSIM yang menyatakan metode AntShrink lebih unggul daripada metode yang diusulkan (sesuai dengan hasil pada persepsi pandangan manusia) dan hasil Penilaian SSIM yang menyatakan metode yang diusulkan lebih unggul daripada metode AntShrink (tidak sesuai dengan hasil pada persepsi pandangan manusia).

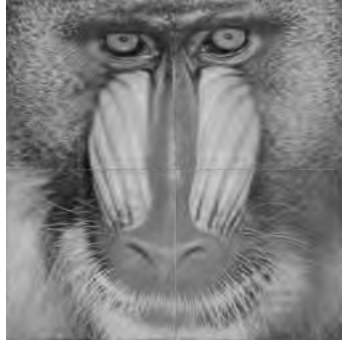
Bentuk pemetaan SSIM adalah bentuk citra dengan warna hitam dan putih sebagai penunjuk kesamaan struktur citra. Pada dasarnya, untuk citra yang memiliki kualitas sama atau dalam hal ini nilai hasil Penilaian SSIM adalah 1. Pemetaan yang terjadi di antara kedua citra tersebut menunjukkan daerah berwarna putih secara keseluruhan. Berdasarkan hal tersebut, semakin banyak daerah putih yang mengikuti struktur citra berarti dua buah citra yang dibandingkan memiliki kemiripan struktur yang lebih tinggi daripada daerah putih yang sedikit daripada daerah hitam.

Gambar 4.13 menunjukkan dua buah citra Smandril yang telah mengalami *denosing* menggunakan *wavelet* jenis Symmlet pada  $\sigma_n = 10$ . Kondisi yang ditunjukkan pada gambar tersebut adalah kondisi hasil Penilaian SSIM yang menyatakan metode AntShrink lebih unggul daripada metode yang diusulkan. Secara visual, gambar 4.13(a) memiliki kualitas visual yang lebih buruk daripada gambar 4.13(b). Hal tersebut sesuai dengan hasil Penilaian yang tercantum pada tabel 4.7, tabel 4.8, dan tabel 4.9 yang menyatakan gambar 4.13(a) memiliki nilai SSIM = 0.71 dan 4.13(b) memiliki nilai SSIM=0.88.

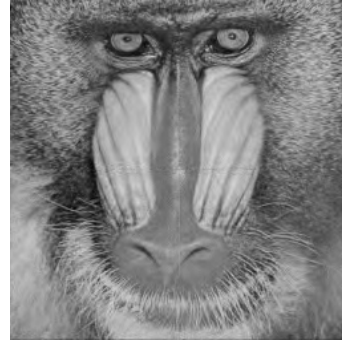
Hasil pemetaan SSIM kedua citra tersebut ditunjukkan pada gambar 4.14. Pada gambar tersebut, pemetaan pada Smandril dari hasil *denoising* menggunakan metode AntShrink (gambar 4.14(b)) lebih banyak memiliki tingkat kecerahan *brightness* dibandingkan dengan hasil *denoising* menggunakan metode yang diusulkan (gambar 4.14(a)). Tingkat kecerahan yang lebih banyak muncul pada gambar 4.14(b) dikarenakan nilai hasil Penilaian SSIM adalah 0.88 atau dengan kata lain nilai hasil tersebut cukup dekat dengan nilai 1 (nilai maksimum SSIM).

Kondisi dari hasil Penilaian SSIM yang menyatakan metode yang



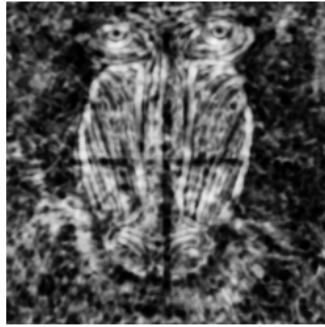


(a)



(b)

Gambar 4.13: Kondisi citra smandril hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 10$  : (a) SSIM = 0.71; (b) SSIM = 0.88.



(a)



(b)

Gambar 4.14: Hasil pemetaan citra Smandril pada  $\sigma_n = 10$  menggunakan *wavelet* jenis Symmlet : (a) SSIM = 0.71; (b) SSIM = 0.88.

diusulkan lebih unggul daripada metode AntShrink dengan tren penurunan yang kecil ditunjukkan pada gambar 4.15. Gambar tersebut menunjukkan kondisi citra Barbara hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 75$ . Gambar 4.15(a) yang merepresentasikan citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan memiliki kualitas visual yang lebih buruk dibandingkan dengan kualitas visual pada gambar 4.15(b) (representasi citra hasil *denoising* dari metode AntShrink). Namun nilai hasil Penilaian SSIM menunjukkan bahwa kondisi pada gambar 4.15(a) memiliki hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan kondisi pada gambar 4.15(b) dimana hasil Penilaian SSIM yang direpresentasikan pada gambar 4.15(a) adalah 0.50 dan gambar 4.15(b) adalah 0.42. Gambar 4.16 menunjukkan hasil pemetaan SSIM dari citra Barbara yang direpresentasikan dari gambar 4.15. Meskipun hasil Penilaian SSIM menunjukkan selisih 0.08, namun hasil pemetaan SSIM menunjukkan perbedaan yang signifikan.



(a)



(b)

Gambar 4.15: Citra Barbara hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 75$  menggunakan *wavelet* jenis Daubechies : (a) SSIM = 0.50; (b) SSIM = 0.42.

Pada kasus ini, hasil pemetaan SSIM pada citra Barbara yang mengalami *denoising* menggunakan metode yang diusulkan memiliki komponen putih yang lebih banyak dibandingkan dengan citra Barbara yang mengalami *denoising* menggunakan metode AntShrink. Walaupun kurang sesuai dengan persepsi pandangan manusia, namun hasil *denoising* citra Barbara menggunakan metode yang diusulkan mampu membuktikan hasil Penilaian SSIM dan pemetaan SSIM yang lebih baik.



(a)



(b)

Gambar 4.16: Hasil pemetaan citra Barbara pada  $\sigma_n = 75$  menggunakan *wavelet* jenis Daubechies : (a) SSIM = 0.50; (b) SSIM = 0.42.



#### 4.3.5 Korelasi tingkat *blur* dengan penilaian SSIM

Berdasarkan hasil penilaian SSIM yang ditunjukkan pada tabel 4.7, 4.8, dan 4.9 serta hasil pemetaan SSIM pada subbagian 4.3.4, terjadi hal yang tidak wajar pada penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan. Ketidakwajaran tersebut berupa pemberian nilai hasil oleh SSIM yang besar terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang memiliki efek *blur*. Efek *blur* dinilai berdasarkan penghitungan tingkat *blur* yang diusulkan oleh Crete-Roffet dkk. [21] melalui kriteria 0 – 1 untuk 0 adalah citra yang memiliki tingkat ketajaman (*sharp*) yang tinggi sedangkan 1 adalah citra yang memiliki tingkat *blur* yang tinggi sehingga sebuah citra yang memiliki nilai semakin dekat dengan 1 maka citra tersebut dianggap memiliki *blur* yang lebih banyak. Penilaian tingkat *blur* dilakukan pada citra barbara sebagai contoh untuk penemuan kasus penilaian SSIM pada penelitian ini, hasil penilaian tingkat *blur* ditunjukkan pada tabel 4.10. Berdasarkan tabel 4.10, tingkat *blur* pada metode AntShrink cenderung turun untuk semua basis *wavelet* sedangkan pada metode usulan untuk basis Daubechies dan Symmlet cenderung naik dan basis Haar cenderung turun. Hal tersebut menunjukkan bahwa pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Daubechies dan Haar memiliki nilai *blur* yang semakin besar untuk  $\sigma_n$  yang lebih besar sedangkan citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar dan metode AntShrink pada seluruh basis *wavelet* memiliki nilai *blur* yang semakin kecil untuk  $\sigma_n$  yang lebih besar.

Karena fokus pada subbab ini adalah korelasi antara tingkat *blur* yang dimiliki oleh sebuah citra hasil *denoising* dengan dampak terhadap penilaian SSIM, maka dapat diketahui bahwa untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar dianggap wajar untuk penilaian SSIM karena nilai *blur* semakin untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar sehingga hasil penilaian SSIM juga lebih tinggi. Hal tersebut berbeda dengan nilai *blur* pada citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Daubechies dan Symmlet yang menunjukkan ketidakwajaran untuk penilaian SSIM karena nilai SSIM semakin tinggi untuk nilai *blur* yang semakin besar berdasarkan tabel 4.10 dengan tabel 4.7 dan 4.9, padahal sesuai dengan penelitian yang dilakukan Zhou Wang dkk. [16] citra yang semakin *blur* akan menghilangkan informasi struktur citra yang semakin banyak sehingga hasil penilaian SSIM juga akan semakin kecil. Hal tersebut bertolak belakang dengan penelitian yang dilakukan oleh Zhou Wang dkk. [16] sehingga pada percobaan yang dilakukan pada penelitian ini menemukan ketidakvalidan penilaian SSIM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode

usulan pada basis Daubechies dan Symmlet yang memiliki efek *blur* semakin banyak untuk setiap  $\sigma_n$  yang semakin besar.

#### 4.4 Penilaian kualitas citra hasil *denoising* menggunakan NQM

Penilaian berbasis NQM memiliki persamaan dengan Penilaian PSNR yaitu menggunakan distorsi *noise* sebagai faktor Penilaian kualitas citra. Namun pada Penilaian NQM, selain faktor distorsi *noise* yang digunakan, faktor sistem pandangan manusia juga digunakan sehingga dengan kata lain Penilaian NQM adalah Penilaian berbasis SNR namun faktor distorsi dan injeksi *noise* pada citra diselaraskan dengan sistem pandang manusia atau *human visual system* (HVS). Serupa dengan metode penilaian lain, pada metode penilaian NQM percobaan yang dilakukan juga terbagi menjadi tiga buah hasil, yaitu: penilaian pada *denoising* menggunakan basis Daubechies, penilaian NQM pada *denoising* menggunakan basis Haar, dan penilaian pada *denoising* menggunakan basis Symmlet. Rata-rata hasil dari setiap penggunaan basis *wavelet* tersebut juga dihitung dan direpresentasikan dalam bentuk grafik dengan tujuan untuk mengetahui karakteristik hasil penilaian NQM secara umum pada setiap basis *wavelet* yang digunakan. Hasil yang ditunjukkan dalam bentuk grafik terbagi menjadi dua bentuk hasil, yaitu bentuk grafik rata-rata hasil penilaian *denoising* oleh metode usulan dan bentuk grafik rata-rata hasil Penilaian *denoising* oleh metode AntShrink. Selain bentuk grafik, pengamatan perbedaan penilaian NQM dengan PSNR juga ditampilkan untuk mengetahui perbedaan hasil penilaian kedua metode evaluasi kualitas citra tersebut.

Secara umum, hasil penilaian NQM terhadap hasil *denoising* dari metode usulan dan metode AntShrink menunjukkan hasil *denoising* pada metode AntShrink selalu unggul terhadap hasil *denoising* pada metode usulan. Hal tersebut berdampak pada grafik rata-rata hasil penilaian NQM untuk setiap basis *wavelet* yang digunakan dalam percobaan.

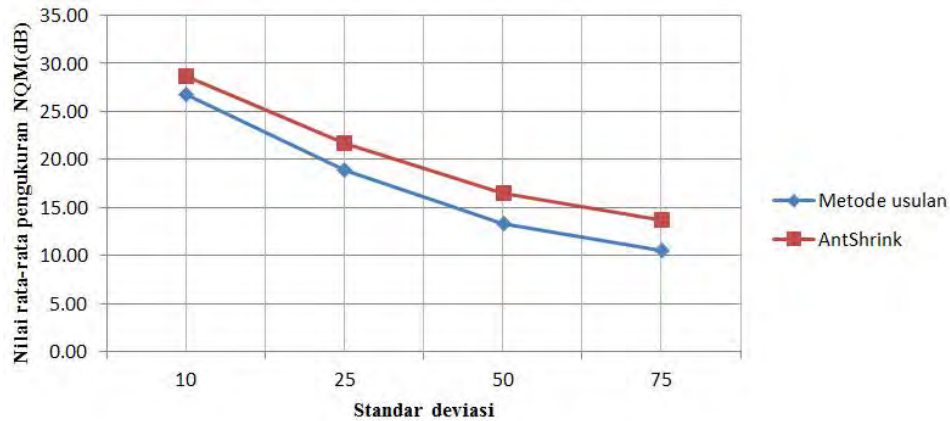
##### 4.4.1 Hasil penilaian NQM pada *denoising* basis Daubechies

Tabel 4.11 menunjukkan hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies. Secara keseluruhan, hasil penilaian NQM menunjukkan hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode usulan. Bila dibandingkan dengan hasil pada tabel 4.4, hasil pada tabel 4.11 memiliki nilai hasil penilaian yang lebih kecil.

Gambar 4.17 menunjukkan grafik rata-rata hasil penilaian NQM



terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Daubechies. Grafik pada gambar 4.17 menunjukkan posisi grafik hasil *denoising* oleh metode usulan selalu berada di bawah posisi grafik hasil *denoising* oleh metode AntShrink dan jarak kedua grafik tersebut semakin renggang untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar. Hal tersebut selaras pada hasil yang ditunjukkan tabel 4.11



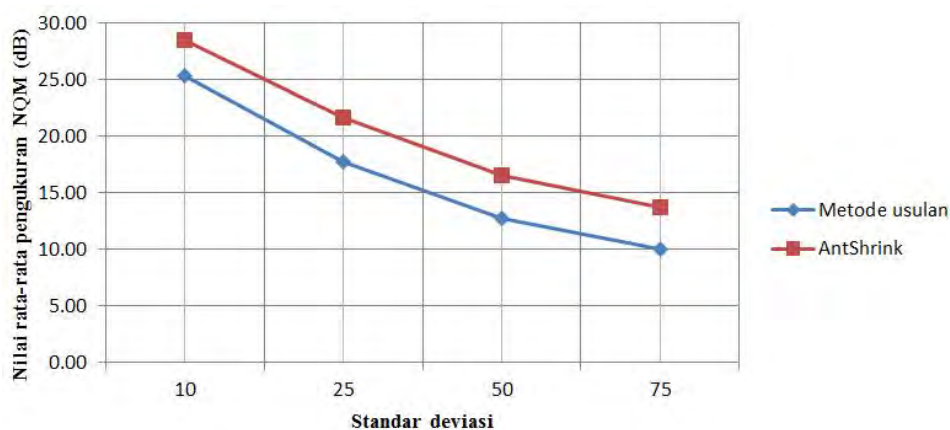
Gambar 4.17: Grafik rata-rata penilaian NQM pada *denoising* menggunakan basis Daubechies

#### 4.4.2 Hasil penilaian NQM pada *denoising* basis Haar

Tabel 4.12 menunjukkan hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Serupa dengan hasil pada tabel 4.10, ahsil pada tabel 4.11 juga menunjukkan hasil penilaian NQM menunjukkan hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode usulan pada keseluruhan citra dan  $\sigma_n$ . Pada hasil penilaian NQM untuk hasil *denosiing* citra oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar menunjukkan hasil yang berbeda dengan penggunaan basis Haar pada penilaian MSE, PSNR, dan SSIM. Hasil penilaian MSE, PSNR, dan SSIM pada percobaan yang dilakukan menunjukkan penggunaan basis Haar menghasilkan nilai hasil yang lebih kecil dibandingkan hasil penilaian MSE, PSNR, dan SSIM menggunakan basis Daubechies dan Symmlet, maka pada penilaian NQM kondisi tersebut tidak berlaku dan pada penggunaan Haar untuk *denoising* yang dinilai menggunakan NQM menunjukkan terdapat nilai hasil penilaian yang lebih besar dibandingkan dengan penggunaan basis Daubechies. Contoh dari kondisi tersebut adalah pada tabel 4.12 untuk citra couple hasil *denoising* oleh

metode AntShrink menunjukkan nilai 28.23 dB, namun pada tabel 4.11 nilai yang dihasilkan adalah 28.14 dB.

Gambar 4.18 menunjukkan grafik rata-rata hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Grafik pada gambar 4.18 menunjukkan posisi grafik hasil *denoising* oleh metode usulan selalu berada di bawah posisi grafik hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Berbeda dengan kondisi grafik pada gambar 4.17 yang menunjukkan grafik rata-rata kedua metode yang semakin renggang untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar, kondisi grafik pada gambar 4.18 menunjukkan selisih jarak kedua grafik yang hampir konstan untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar.



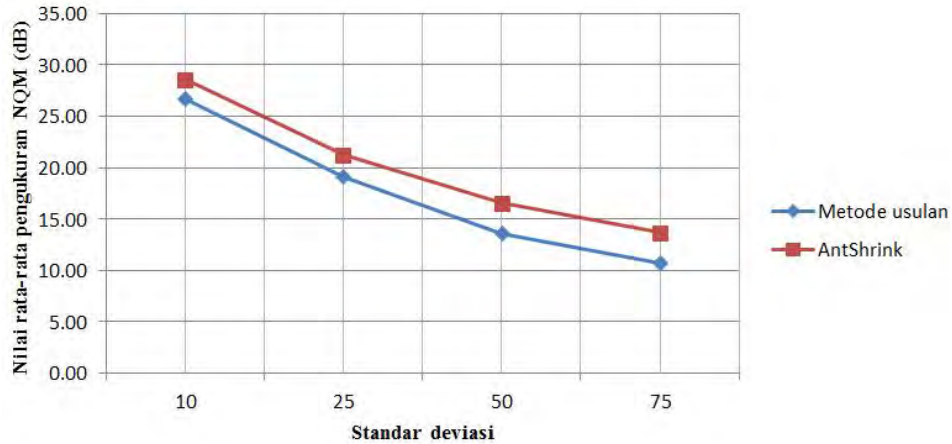
Gambar 4.18: Grafik rata-rata penilaian NQM pada *denoising* menggunakan basis Haar

#### 4.4.3 Hasil penilaian NQM pada *denoising* basis Symmlet

Tabel 4.13 menunjukkan hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Symmlet. Serupa dengan hasil pada tabel 4.11 dan tabel 4.12, hasil pada tabel 4.13 juga menunjukkan hasil penilaian NQM menunjukkan hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap hasil *denoising* oleh metode usulan pada keseluruhan citra dan  $\sigma_n$ .

Gambar 4.19 menunjukkan grafik rata-rata hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan dan metode AntShrink menggunakan basis Haar. Grafik pada gambar 4.19 menunjukkan posisi grafik hasil *denoising* oleh metode usulan selalu berada di bawah posisi grafik hasil *denoising* oleh metode AntShrink. Bentuk laju grafik yang ditunjukkan pada

gambar 4.19 mirip dengan bentuk laju grafik pada gambar 4.17 yaitu posisi grafik hasil *denoising* oleh metode usulan selalu berada di bawah posisi grafik hasil *denoising* oleh metode AntShrink dan jarak kedua grafik tersebut semakin renggang untuk setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar.



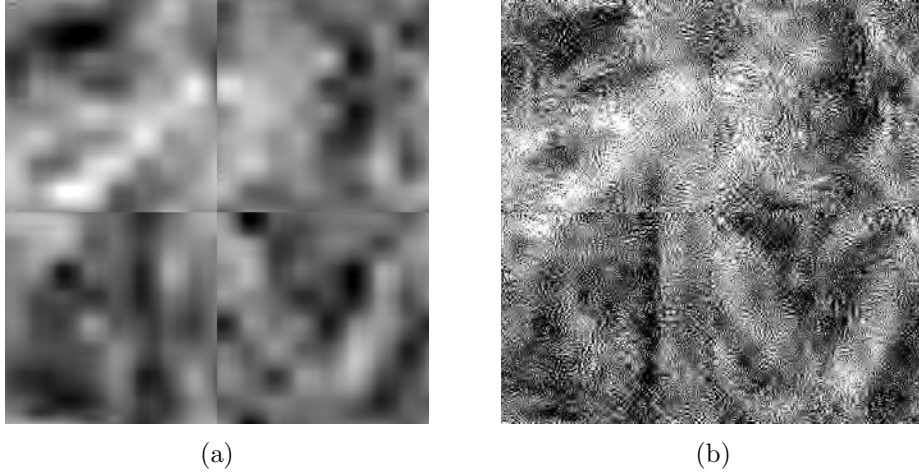
Gambar 4.19: Grafik rata-rata penilaian NQM pada *denoising* menggunakan basis Symmlet

#### 4.4.4 Ketahanan metode terhadap noise dari penilaian NQM

Berdasarkan tabel 4.11, 4.12 dan tabel 4.13 serta representasi grafik penilaian NQM pada setiap basis *wavelet*, hasil penilaian NQM menunjukkan bahwa pada sebagian besar hasil penilaian menunjukkan hasil *denoising* pada metode AntShrink unggul terhadap metode usulan. Pada penilaian MSE, PSNR, dan SSIM muncul dugaan hasil *denoising* dari metode usulan unggul pada kasus *noise* yang besar. Pembuktian terhadap kecenderungan atau dugaan tersebut perlu dilakukan supaya menjadi bukti yang nyata untuk menentukan dugaan tersebut terbukti atau tidak terbukti. Selaras dengan pembuktian ketahanan metode terhadap *noise* yang dilakukan pada penilaian PSNR, pembuktian dilakukan dengan mengukur citra Barbara hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 425$ . Gambar 4.20 menunjukkan citra hasil *denoising* pada basis Daubechies. Secara visual, pada gambar tersebut menunjukkan kondisi visual yang lebih buruk daripada hasil *denoising* pada citra Lena. Hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denosing* dari metode yang diusulkan yang ditunjukkan pada gambar 4.20(a) menunjukkan hasil penilaian NQM lebih rendah daripada citra hasil *denoising* dari metode AntShrink yang ditunjukkan pada gambar 4.20(b). Hasil penilaian NQM terhadap kedua citra



tersebut adalah 3.61 dB untuk gambar 4.36(a) dan 4.76 dB untuk gambar 4.20(b). Berdasarkan nilai hasil penilaian yang diperoleh, ketahanan metode yang diusulkan terhadap *noise* masih rendah daripada metode AntShrink.

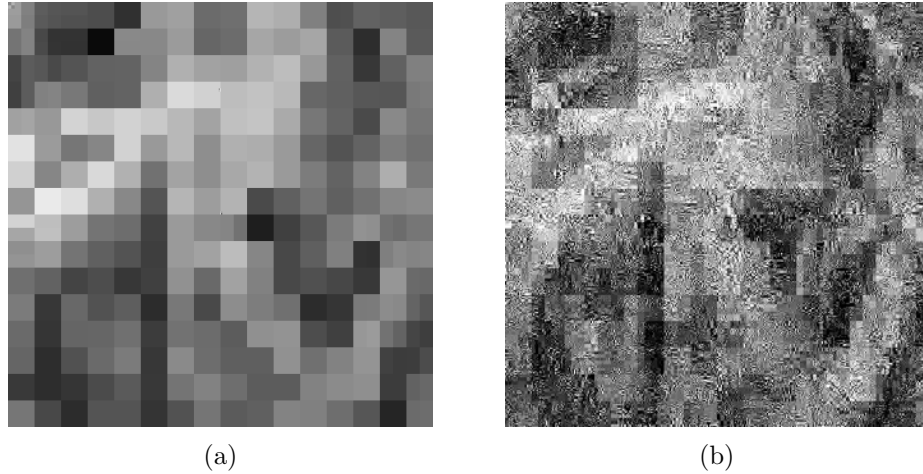


Gambar 4.20: Hasil penilaian NQM untuk *denoising* citra pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Daubechies : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.61 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.76 dB.

Gambar 4.21 menunjukkan hasil penilaian NQM pada basis Haar. Hasil penilaian tersebut menunjukkan bahwa citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan memiliki hasil yang lebih rendah daripada citra hasil *denoising*. Nilai hasil penilaian NQM pada kedua citra tersebut adalah 3.57 dB untuk citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan (gambar 4.21(a)) dan 4.17 dB untuk citra hasil *denoising* dari metode AntShrink (gambar 4.21(b)). Selaras dengan kondisi yang ditunjukkan pada gambar 4.20, ketahanan metode yang diusulkan terhadap *noise* pada basis Haar masih rendah daripada metode AntShrink.

Hasil penilaian NQM terhadap citra hasil *denoising* dengan basis Symmlet ditunjukkan pada gambar 4.22. Berdasarkan hasil penilaian yang diperoleh, citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan (gambar 4.22(a)) memiliki ketahanan *noise* yang lebih rendah daripada citra hasil *denoising* dari metode AntShrink (gambar 4.22(b)). Hasil untuk gambar 4.22(a) adalah 4.01 dB dan gambar 4.22(b) adalah 4.85 dB.

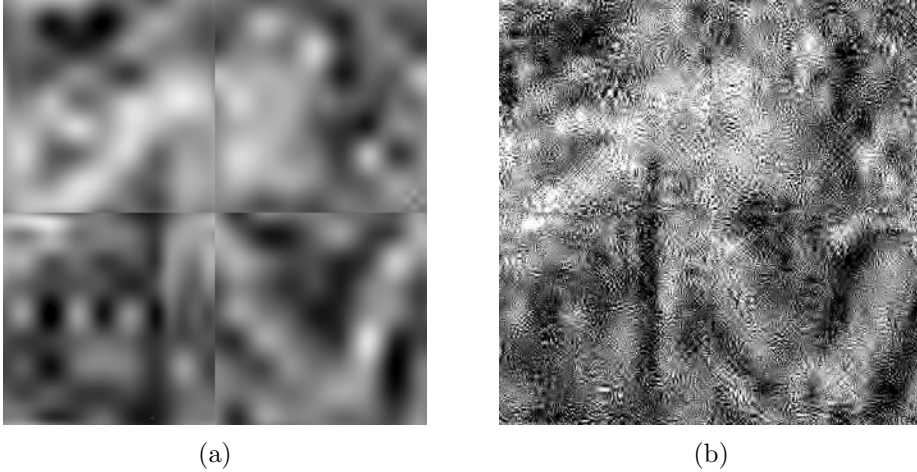
Berdasarkan hasil penilaian NQM yang ditunjukkan pada gambar 4.36, 4.37, dan 4.38 dan mengacu pada tabel 4.11, 4.12 dan 4.13 serta representasi grafik untuk penilaian NQM, nilai hasil *denoising* dari metode yang diusulkan selalu berada di bawah nilai hasil *denoising* dari metode AntShrink. Berdasarkan penilaian penilaian NQM, teknik *denoising* dari metode yang



Gambar 4.21: Hasil penilaian NQM untuk *denoising* citra pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Haar : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.57 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.17 dB.

diusulkan memiliki ketahanan terhadap *noise* yang lebih rendah daripada metode AntShrink. Hal lain yang dapat diketahui dari percobaan ini adalah bahwa pada penilaian NQM, kecenderungan hasil *denoising* pada hasil *denoising* dari metode yang diusulkan akan bertemu dengan hasil *denoising* dari metode AntShrink pada sebuah standar deviasi tidak terbukti sebagai akibat dari posisi hasil *denoising* dari metode yang diusulkan selalu di bawah posisi hasil *denoising* dari metode AntShrink. Berdasarkan kondisi tersebut, pola grafik pada representasi grafik setiap citra selalu menunjukkan bahwa posisi hasil *denoising* dari metode yang diusulkan selalu dibawah hasil *denoising* dari metode AntShrink meskipun laju dari grafik tersebut semakin kecil untuk setiap standar deviasi yang lebih tinggi.

Penilaian ketahanan sebuah metode *denoising* terhadap *noise* berdasarkan penilaian NQM perlu dicermati. Konsep penilaian NQM yang melibatkan faktor sistem pandang manusia atau *human visual system* (HVS) terhadap distorsi dan injeksi *noise* terhadap citra menjadi kurang valid untuk dijadikan pedoman bagi penilaian ketahanan sebuah metode *denoising* terhadap *noise*. Hal tersebut dibuktikan dengan contoh pada gambar 4.7. Gambar 4.7 menunjukkan citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan dan metode AntShrink dengan  $\sigma_n = 425$ , meskipun objek citra lebih jelas terlihat pada citra hasil *denoising* dari metode AntShrink namun citra hasil *denoising* dari metode AntShrink tersebut masih terdapat sisa *noise* yang mengkontaminasi citra. Kondisi berbeda ditunjukkan pada citra



Gambar 4.22: Hasil penilaian NQM untuk *denoising* citra pada  $\sigma_n = 425$  dengan basis Symmlet : (a) Metode yang diusulkan NQM = 3.57 dB; (b) Metode AntShrink NQM = 4.17 dB.

hasil *denoising* dari metode yang diusulkan (gambar 4.22(a)), meskipun objek tidak terlihat jelas akibat efek *blur* yang mendominasi citra namun sisa *noise* yang mengkontaminasi citra tidak terlihat. Kondisi tersebut menjadikan keraguan bagi metode penilaian NQM sebagai evaluator sebuah metode *denoising* terhadap performa dalam mengatasi *noise* karena citra yang lebih sedikit terkontaminasi *noise* secara visual harus memiliki nilai yang lebih besar, sedangkan metode NQM lebih berfokus pada faktor sistem pandang manusia sehingga faktor kontaminasi *noise* pada citra kurang diperhatikan.

#### 4.5 Perbandingan rata-rata *error* estimasi varian *noise*

Hasil rata-rata *error* pendekatan estimasi varian *noise* didapatkan dari setiap rata-rata nilai *error* untuk setiap basis *wavelet* terhadap setiap citra yang dilakukan *denoising*. Tabel 4.13 menunjukkan hasil perbandingan rata-rata *error* pendekatan estimasi varian *noise* dari metode yang diusulkan dan metode AntShrink. Komponen acuan pada laporan tabel tersebut adalah basis *wavelet* yang digunakan, dalam hal ini semua hasil pengukuran error didapatkan dari semua citra yang menggunakan basis *wavelet* tersebut. Komponen perbandingan pada pengukuran ini adalah hasil setiap pendekatan estimasi varian *noise* dan setiap standar deviasi  $\sigma$  yang digunakan. Standar deviasi  $\sigma$  juga menjadi komponen pembanding karena standar deviasi dapat menjadi ukuran tingkat *noise* yang mengkontaminasi sebuah citra sehingga ketika sebuah citra terkontaminasi oleh *noise* pada tingkat tertentu, maka hasil



estimasi *noise* berbeda pada setiap tingkat *noise* yang mengkontaminasi. Pada pengukuran rata-rata *error* pendekatan estimasi varian *noise*, semakin kecil nilai rata-rata yang dihasilkan maka pendekatan dari rata-rata tersebut dianggap baik karena rata-rata *error* kecil.

Berdasarkan tabel 4.13, secara umum rata-rata *error* dari metode yang diusulkan memiliki rata-rata *error* yang lebih tinggi daripada metode AntShrink. Dengan rata-rata *error* secara keseluruhan basis *wavelet* untuk setiap metode yaitu 1.31 pada metode yang diusulkan dan 0.74 untuk metode AntShrink, indikasi dari hasil perbandingan rata-rata *error* dari kedua metode tersebut adalah estimasi varian *noise* pada metode yang diusulkan mengalami *error* yang besar pada proses estimasi varian *noise* yang dilakukan.

#### 4.6 Perbandingan kualitas visual citra

Hasil *denoising* yang bersifat nyata adalah citra hasil rekonstruksi dari algoritma yang digunakan. Citra hasil *denoising* merepresentasikan bentuk citra baru yang telah mengalami *denoising*. Berdasarkan percobaan yang dilakukan, selain perbedaan metode yang digunakan (metode yang diusulkan dan metode AntShrink) hasil *denoising* pada citra dipengaruhi oleh basis *wavelet* yang digunakan meskipun pada basis Daubechies dan Symmlet menunjukkan hasil yang mirip sebagai akibat sistem basis yang sama pada kedua basis tersebut.

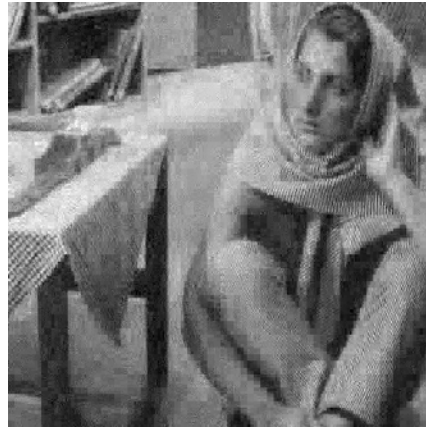
##### 4.6.1 Citra hasil *denoising* pada metode yang diusulkan

*Denoising* menggunakan metode yang diusulkan menghasilkan citra hasil rekonstruksi yang sesuai dengan basis yang digunakan. Hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies, Haar, dan Symmlet menunjukkan hasil yang berbeda. Gambar 4.23 menunjukkan hasil *denoising* di antara tiga basis *wavelet* tersebut. Berdasarkan hasil rekonstruksi citra yang diperoleh, terlihat hampir tidak ada perbedaan pada hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies dan Symmlet, sedangkan hasil *denoising* menggunakan basis Haar menunjukkan hasil yang berbeda dari basis Daubechies dan Symmlet. Hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies atau Symmlet menunjukkan hasil rekonstruksi citra yang mirip dengan citra asli meskipun jika dilihat secara lebih seksama citra hasil dari basis Daubechies atau Symmlet lebih terlihat sedikit kesan *blur*. Hasil *denoising* menggunakan basis Haar menunjukkan hasil yang berbeda yaitu hasil rekonstruksi citra memberikan dampak rekonstruksi citra yang terlihat secara terkotak-kotak (piksel) meskipun kesan *blur* masih terdapat pada citra keluaran. Efek kotak tersebut semakin terlihat pada

sigma *noise* yang lebih tinggi (gambar 4.24).



(a)



(b)



(c)

Gambar 4.23: Citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 50$ : (a) Daubechies; (b) Haar; (c) Symmlet.

Selain kemiripan yang terjadi pada hasil *denoising* menggunakan basis Daubechies dan Symmlet, terdapat hal yang menonjol terlihat secara kasat mata. Hal yang paling menonjol dari hasil *denoising* menggunakan dua jenis basis tersebut adalah munculnya batas yang membagi citra menjadi empat bagian, hal tersebut terjadi karena pada algoritma yang dipakai dimana *denoising* dilakukan pada citra yang dibagi menjadi empat bagian sebagai langkah untuk mengurangi beban memori komputer. Batas tersebut semakin terlihat pada sigma *noise* yang semakin tinggi. Gambar 4.25 menunjukkan perbedaan antara citra hasil *denoising* menggunakan basis Symmlet pada  $\sigma_n = 10$  dan  $\sigma_n = 50$ . Batas empat bagian citra lebih mencolok pada  $\sigma_n = 50$ , hal tersebut membuktikan bahwa semakin tinggi standar deviasi pada *noise*



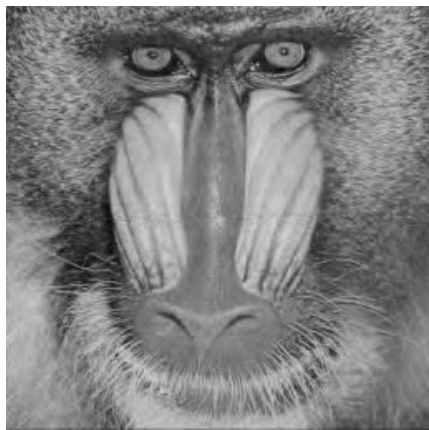
(a)



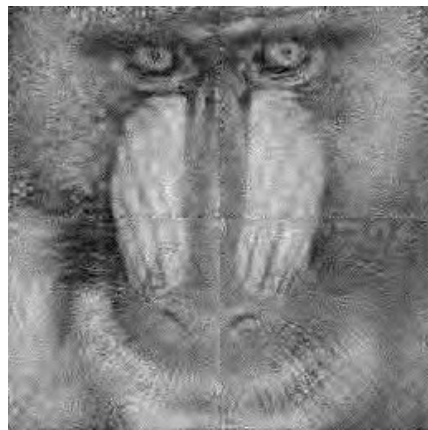
(b)

Gambar 4.24: Perbedaan efek kotak pada penggunaan basis Haar : (a)  $\sigma_n = 25$ ; (b)  $\sigma_n = 50$ .

maka semakin tinggi mencolok batas empat daerah citra untuk *denoising*.



(a)



(b)

Gambar 4.25: Batas pembagian empat buah citra Smandril untuk *denoising* : (a)  $\sigma_n = 10$ ; (b)  $\sigma_n = 50$ .

#### 4.6.2 Perbandingan citra hasil *denoising* pada metode yang diusulkan dengan citra asli

Secara umum, kualitas visual antara citra asli dengan citra hasil *denoising* selalu tidak sama. Hal tersebut terjadi karena kontaminasi *noise* mengubah kualitas visual citra asli. Selain itu, kemampuan sebuah metode *denoising* untuk mengurangi *noise* dan merekonstruksi citra juga menjadi faktor kualitas citra hasil *denoising*. Perbedaan kualitas citra asli dan citra



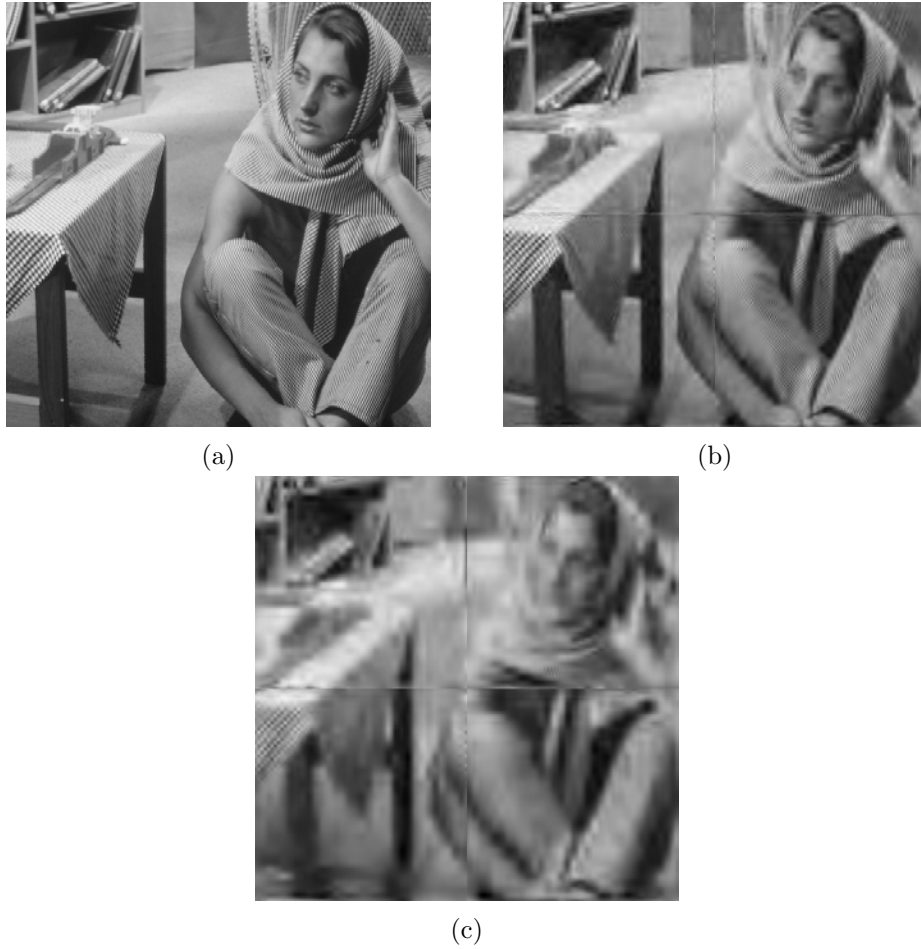
hasil *denoising* ditunjukkan pada gambar 4.26 dimana pada gambar tersebut contoh yang digunakan adalah citra Barbara. Pada gambar tersebut ditunjukkan dua bentuk citra Barbara dengan kondisi yang berbeda. Citra pertama merupakan citra asli atau dalam hal ini citra yang tidak mengalami kontaminasi noise, sedangkan citra kedua adalah citra yang telah mendapatkan *denoising* pada  $\sigma_n = 25$ . Citra hasil *denoising* tampak memiliki detil yang lebih kasar daripada citra asli. Detil yang kasar diprediksi berasal dari koefisien-koefisien hasil penguraian *wavelet* namun masih terlihat akibat dari bekas proses *shrinkage* pada tahap rekonstruksi citra. Selain dari faktor koefisien, faktor *noise* yang tersisa atau tidak terlewatkan proses *denoising* pada citra juga mempengaruhi detil citra hasil *denoising*. *Noise* yang tersisa pada citra ikut terproses pada tahap rekonstruksi citra sehingga ketika citra telah selesai dilakukan rekonstruksi maka terdapat bagian sisa *noise* juga mempengaruhi kualitas visual citra hasil *denoising*.

Jumlah *noise* yang tersisa pada citra mempengaruhi hasil *denosing*. Penyebab dari jumlah sisa *noise* tersebut adalah banyaknya *noise* yang mengkontaminasi citra tidak dapat diimbangi oleh metode *denoising* ketika melakukan proses *denoising*. Hal tersebut terjadi karena kemampuan sebuah metode *denoising* terhadap kehadiran *noise* pada citra tersebut. Hal tersebut juga berlaku pada percobaan yang dilakukan, gambar 4.26 menunjukkan perbedaan hasil *denoising* antara citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 25$  yang ditunjukkan oleh gambar 4.42(b) dengan citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 75$  yang ditunjukkan oleh gambar 4.42(c). Secara visual, metode yang diusulkan dengan  $\sigma_n = 75$  memiliki efek *blur* lebih banyak dibandingkan  $\sigma_n = 25$ .

#### 4.6.3 Perbandingan kualitas visual *denoising* antara metode yang diusulkan dengan metode AntShrink

Metode *denoising* yang digunakan memiliki pengaruh pada hasil citra yang diperbaiki. Gambar 4.27 menunjukkan perbedaan antara citra hasil *denoising* menggunakan metode yang diusulkan dengan citra hasil *denoising* menggunakan metode AntShrink pada  $\sigma_n = 75$  menggunakan basis Daubechies. Citra hasil *denoising* pada metode yang diusulkan memiliki efek *blur* yang lebih banyak dibandingkan dengan citra hasil *denoising* pada metode Antshrink.

Efek *blur* memiliki banyak persepsi pada segi evaluasi kualitas citra. Pada pengukuran PSNR, efek *blur* tidak memiliki arti karena pengukuran PSNR berfokus pada distorsi yang dilakukan *noise* terhadap citra. Pada



Gambar 4.26: Perbedaan kualitas visual citra asli dan citra hasil *denoising* secara umum : (a) citra asli; (b) citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 25$ ; (c) citra hasil *denoising* pada  $\sigma_n = 75$  .

pengukuran SSIM, secara teori citra yang mendapat efek *blur* semakin banyak maka citra tersebut dianggap sebagai citra yang memiliki kualitas visual buruk, namun hasil dari percobaan yang dilakukan masih terdapat ambiguitas untuk menentukan sebuah kualitas visual citra dinilai baik atau tidak. Pada pengukuran NQM, citra yang memiliki efek *blur* yang cukup banyak dianggap sebagai citra yang memiliki kualitas visual yang buruk. Secara sistem pandang manusia atau *human visual system* (HVS), sebuah citra yang memiliki banyak efek *blur* tentu dianggap sebagai citra yang memiliki kualitas visual yang buruk sehingga citra hasil *denoising* dari metode yang diusulkan memiliki kualitas visual yang buruk. Hal tersebut dibuktikan pada gambar 4.27(b), meskipun citra hasil *denoising* menggunakan metode AntShrink yang ditun-



(a)



(b)

Gambar 4.27: Perbedaan citra hasil *denoising* pada metode : (a) metode yang diusulkan; (b) AntShrink.

jukkan pada gambar 4.27(b) memiliki kualitas yang cukup buruk, namun secara kasat mata objek masih terlihat dan terbaca jelas oleh mata manusia, hal sebaliknya terjadi pada gambar 4.27(a), citra hasil *denoising* menggunakan metode yang diusulkan yang ditunjukkan pada gambar 4.27(a) memiliki efek *blur* yang cukup banyak dan objek pada citra tersebut kurang jelas dipahami oleh manusia.



Tabel 4.1: Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil *denoising* basis *Daubechies*

Citra	$\sigma_n$ pada metode yang diusulkan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	78.44	219.66	405.98	506.68	39.41	125.72	300.63	488.73
lena	38.46	105.26	204.31	293.93	25.23	81.19	207.24	368.10
smandril	154.27	317.17	431.50	507.69	63.10	186.63	360.25	562.32
aerial	98.63	276.61	522.80	699.22	49.20	165.67	378.61	598.69
airfield	121.07	269.72	492.96	675.28	61.33	168.64	369.71	580.32
airfield2	98.73	198.97	331.90	425.72	51.43	132.50	277.54	442.86
airplane	37.93	47.88	61.50	76.25	26.47	55.25	119.87	213.79
barisan	83.39	251.77	455.41	588.47	42.50	146.00	333.01	524.91
bridge	155.34	320.55	501.00	625.28	64.51	189.26	389.09	588.48
cameraman	87.75	269.17	571.01	807.83	45.19	157.25	393.52	633.12
clown	42.95	122.88	259.93	376.01	27.17	88.46	216.34	370.26
couple	66.80	176.78	320.86	428.47	37.36	116.71	269.96	441.68
crowd	53.19	158.47	320.33	461.58	32.42	109.53	273.76	451.88
einstein	58.68	150.71	331.35	461.06	36.56	113.95	268.21	475.43
elaine	55.25	97.37	173.09	240.72	37.87	81.27	190.85	329.57
enny	30.63	83.50	179.17	260.07	21.25	71.33	180.30	322.39
asisten	31.85	83.12	162.25	228.04	21.60	66.86	175.61	297.12
houses	111.64	365.01	714.91	971.57	55.11	202.09	476.29	748.53
kiel	104.34	295.33	509.92	628.69	48.38	162.18	364.47	571.65
lighthouse	88.75	220.94	399.01	542.63	46.12	142.21	314.99	512.03
man	109.44	250.57	423.63	553.45	50.66	149.31	324.62	505.58
manarul	29.11	94.97	196.21	305.83	19.07	68.69	174.32	304.79
melayang	65.11	200.61	382.88	525.16	35.55	123.76	296.65	478.45
mri	50.13	158.79	347.35	552.13	32.33	109.49	272.28	473.01
sabun	26.76	80.02	162.37	235.37	18.78	65.64	172.93	312.52
tank	62.13	110.52	162.08	192.23	36.56	90.71	190.03	312.79
tank2	89.42	159.99	235.76	289.51	48.03	117.04	237.94	365.67
truck	57.50	116.57	186.69	232.24	33.89	91.14	204.87	344.19
trucks	98.81	183.44	284.22	347.18	51.30	129.66	265.94	407.23
wbl	36.08	112.56	218.63	292.85	20.96	80.10	198.75	332.33
zelda	25.59	65.46	130.33	181.60	18.87	60.40	161.97	289.14
zrobot	36.28	124.16	289.24	438.51	25.07	92.28	227.66	413.79

Tabel 4.2: Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil *denoising* basis *Haar*

Citra	$\sigma_n$ pada metode yang diusulkan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	138.28	304.15	477.53	584.00	55.34	164.38	355.42	544.91
lena	52.77	136.77	258.10	363.22	31.09	97.13	233.29	400.82
smandril	190.01	348.42	465.06	559.07	73.62	203.30	391.67	601.09
aerial	133.42	359.24	625.58	808.73	58.41	197.25	434.74	665.84
airfield	147.96	343.63	599.76	798.24	68.81	193.35	418.40	667.41
airfield2	116.30	237.41	374.86	462.07	56.26	148.86	307.53	480.40
airplane	40.42	53.66	71.77	89.02	27.56	58.27	126.19	218.80
barisan	115.81	313.51	527.99	653.42	51.62	171.83	376.03	571.80
bridge	185.66	372.10	555.64	679.27	71.93	210.45	419.41	622.18
cameraman	93.71	298.04	607.12	828.39	47.52	168.09	400.58	648.09
clown	61.19	166.97	320.55	431.61	33.34	110.07	257.76	412.73
couple	80.40	211.67	361.76	468.63	42.54	133.19	296.88	466.63
crowd	77.00	219.15	404.82	559.01	40.92	139.40	317.93	516.35
einstein	70.77	171.12	340.66	450.68	39.45	122.38	278.92	472.26
elaine	71.09	130.29	221.36	310.29	43.50	99.37	215.68	362.63
enny	42.01	105.87	196.21	273.00	26.21	81.66	190.92	328.75
asisten	43.26	111.32	203.97	287.04	25.36	80.99	195.77	333.90
houses	131.88	427.10	811.69	1107.11	61.45	223.89	523.00	826.98
kiel	115.60	327.13	553.35	663.57	50.68	171.52	383.43	597.39
lighthouse	99.49	246.80	450.98	591.39	50.75	152.91	337.36	544.07
man	127.08	298.45	487.46	626.22	56.96	168.78	361.67	549.88
manarul	34.58	105.02	205.01	282.64	20.95	73.64	184.86	314.97
melayang	74.62	231.36	431.57	584.44	38.42	138.13	319.31	524.70
mri	66.49	203.96	407.20	605.80	38.45	127.15	293.15	484.37
sabun	38.19	110.67	207.73	286.18	23.80	80.31	198.33	347.00
tank	72.29	121.82	171.78	200.33	41.00	98.11	201.06	319.19
tank2	108.29	185.08	264.46	309.37	54.68	132.58	259.87	390.45
truck	70.51	139.80	205.47	251.06	39.21	102.55	220.88	352.91
trucks	122.76	220.04	329.99	400.52	58.38	149.09	291.48	445.58
wbl	41.87	126.95	234.84	309.45	22.75	84.65	206.39	343.56
zelda	38.27	90.83	159.35	226.04	24.82	74.49	177.61	327.23
zrobot	48.92	524.67	350.97	538.71	30.86	108.96	280.89	456.11

Tabel 4.3: Hasil Penilaian MSE untuk citra hasil *denoising* basis *Symmlet*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	68.60	201.30	391.14	503.69	36.66	120.73	288.59	543.25
lena	37.34	100.77	196.85	387.31	24.82	79.12	202.32	356.55
smandril	149.62	301.70	419.58	507.69	60.62	180.43	369.36	546.05
aerial	92.30	271.87	508.81	678.66	47.66	160.54	371.49	596.07
airfield	118.50	267.27	480.40	659.88	59.53	165.24	361.39	583.26
airfield2	96.47	193.67	327.86	421.23	50.61	272.20	275.04	442.11
airplane	38.18	47.11	60.00	73.67	26.35	55.30	117.56	204.58
barisan	80.48	242.37	447.05	575.90	40.96	142.96	332.65	530.15
bridge	152.84	317.18	487.76	620.37	63.60	186.52	376.90	581.28
cameraman	89.00	272.39	387.56	782.27	45.83	157.24	563.11	635.31
clown	41.49	121.57	249.63	356.98	26.35	86.35	216.52	372.54
couple	65.81	172.50	316.40	423.74	37.17	118.00	265.12	457.15
crowd	51.27	154.51	306.24	437.96	31.15	105.86	257.99	439.68
einstein	60.51	182.11	376.74	467.14	36.49	117.22	282.46	489.73
elaine	55.63	94.89	164.23	228.41	37.67	79.88	185.32	321.04
enny	31.53	87.39	173.84	245.16	20.76	69.15	174.60	311.14
asisten	32.53	80.85	153.11	225.13	20.91	66.53	170.11	295.52
houses	110.51	357.12	695.19	952.70	54.59	197.87	465.08	726.11
kiel	101.98	296.97	515.10	624.79	47.42	161.22	357.50	571.83
lighthouse	87.17	220.37	391.88	521.47	45.62	141.84	320.74	490.33
man	105.83	247.86	412.69	533.96	49.90	489.27	316.50	498.73
manarul	29.39	96.72	199.88	287.82	18.46	69.77	178.34	318.85
melayang	64.02	201.44	375.49	512.55	35.27	123.90	293.15	474.61
mri	50.28	156.71	334.04	528.99	31.73	106.36	261.73	455.29
sabun	26.22	77.12	158.09	226.14	18.42	62.75	163.99	296.26
tank	62.24	109.54	156.09	188.18	36.27	88.93	195.93	317.97
tank2	87.48	155.08	233.79	286.95	46.89	113.91	228.48	386.07
truck	56.36	112.86	178.86	227.70	33.12	88.50	202.61	332.69
trucks	99.10	179.07	276.50	338.55	50.78	128.33	258.64	426.32
wbl	36.47	112.63	211.50	297.31	21.34	79.09	191.03	334.70
zelda	26.16	65.67	125.12	178.68	18.67	59.18	155.96	305.42
zrobot	35.64	120.20	269.54	412.76	24.16	88.61	232.05	402.73



Tabel 4.4: Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil *denoising* basis *Daubechies*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	29.19	24.72	22.05	21.08	32.18	27.14	23.34	21.21
lena	32.29	27.91	25.03	23.45	34.13	29.04	24.97	22.45
smandril	26.25	23.12	21.78	22.61	30.14	25.42	22.57	20.63
aerial	28.19	23.71	20.95	19.69	31.21	25.93	22.34	20.33
airfield	27.29	23.81	21.19	19.83	30.22	25.8	22.38	20.4
airfield2	28.19	25.14	22.92	21.84	31.03	26.91	23.7	21.66
airplane	32.35	31.34	30.25	29.31	33.92	30.71	27.2	24.4
barisan	28.92	24.12	21.54	20.43	31.83	26.44	22.82	20.79
bridge	26.22	23.07	21.13	20.17	30.03	25.35	22.21	20.4
cameraman	28.7	23.83	20.56	19.06	31.56	26.13	22.11	19.99
clown	31.79	27.22	23.96	22.36	33.73	28.51	24.53	22.12
couple	29.89	25.66	23.07	21.81	32.41	27.45	23.8	21.65
crowd	30.87	26.13	23.07	21.49	33.01	27.71	23.72	21.51
einstein	30.45	26.35	22.93	21.49	32.48	27.55	23.82	21.33
elaine	30.71	28.25	25.75	24.32	32.36	29.04	25.32	22.92
enny	33.25	28.89	25.58	23.97	34.8	29.47	25.37	22.79
asisten	33.08	28.91	26	24.52	34.7	29.72	25.47	23.15
houses	27.64	22.5	19.59	18.26	30.68	25.02	21.29	19.31
kiel	27.95	23.43	21.06	20.15	31.28	26.01	22.49	20.54
lighthouse	28.65	24.69	22.12	20.79	31.5	26.6	23.13	21.01
man	27.73	24.13	21.85	20.69	31.02	26.29	22.86	20.9
manarul	33.37	28.26	25.12	23.2	34.99	29.32	25.16	22.6
melayang	30	25.1	22.29	20.92	32.62	27.13	23.26	21.09
mri	31.09	26.06	22.66	20.66	32.86	27.38	23.31	20.83
sabun	33.86	29.09	25.72	24.41	35.38	29.91	25.66	23.06
tank	30.2	27.7	26.04	25.29	32.51	28.56	25.34	23.18
tank2	30.22	27.65	26.08	25.26	32.5	28.56	25.39	23.18
truck	30.54	27.47	25.42	24.47	32.84	28.54	25.01	22.75
trucks	28.19	25.5	23.6	22.73	31.04	27.01	23.88	22.03
wbl	32.56	27.62	24.73	23.46	34.92	29.03	24.92	22.57
zelda	34.07	29.98	26.98	25.54	35.39	30.31	26	23.46
zrobot	32.54	27.18	23.51	21.7	34.14	28.42	24.41	21.74

Tabel 4.5: Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil *denoising* basis *Haar*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	26.73	23.3	21.34	20.47	30.71	25.98	22.62	20.75
lena	30.91	26.77	24.01	22.53	33.22	28.62	24.45	22.08
smandril	25.34	22.71	21.46	20.66	29.47	25.05	22.2	20.34
aerial	26.88	22.58	20.17	19.05	30.47	25.18	21.74	19.87
airfield	26.43	22.77	20.35	19.11	29.72	25.21	21.86	19.81
airfield2	27.48	24.38	22.39	21.48	30.64	26.41	23.25	21.3
airplane	32.07	30.18	29.58	28.64	33.74	30.48	26.98	24.29
barisan	27.5	23.17	20.9	19.98	30.99	25.74	22.31	20.44
bridge	25.45	22.42	20.68	19.81	29.56	24.89	21.85	20.16
cameraman	28.41	23.39	20.3	18.95	31.34	25.83	22.04	19.92
clown	30.27	25.9	23.07	21.78	32.68	27.6	23.81	21.71
couple	29.08	24.88	22.55	21.42	31.85	26.88	23.39	21.42
crowd	29.27	24.72	22.06	20.65	32	26.67	23.08	20.96
einstein	29.64	25.8	22.81	21.59	32.16	27.24	23.65	21.36
elaine	29.62	26.99	24.68	23.22	31.75	28.14	24.79	22.51
enny	31.9	27.88	25.2	23.76	33.91	28.93	25.18	22.74
asisten	31.77	27.66	25.03	23.55	34.01	28.91	25.03	22.67
houses	26.92	21.82	19.04	17.69	30.21	24.59	20.9	18.89
kiel	27.5	22.98	20.7	19.91	31.08	25.77	22.28	20.34
lighthouse	28.16	24.21	21.59	20.41	31.09	26.28	22.83	20.75
man	27.09	23.38	21.25	20.16	30.52	25.77	22.42	20.55
manarul	32.69	27.87	24.98	23.59	34.7	29.11	25.01	22.63
melayang	29.41	24.49	21.78	20.46	32.28	26.68	22.98	20.75
mri	29.89	25.02	22.02	20.3	32.2	26.87	23.12	20.88
sabun	32.32	27.69	24.96	23.56	34.35	29.03	25.09	22.62
tank	29.54	27.28	25.79	25.11	32.01	28.22	25.1	23.09
tank2	27.79	25.46	23.91	23.22	30.76	26.9	23.98	22.21
truck	29.65	26.68	25.01	24.13	32.21	28.02	24.68	22.65
trucks	27.24	24.71	22.59	22.1	30.47	26.4	23.48	21.64
wbl	31.92	27.1	24.42	23.22	34.57	28.08	24.79	22.42
zelda	32.31	28.55	26.11	24.59	34.2	29.41	25.6	22.91
zrobot	31.24	25.93	22.68	20.93	33.23	27.7	23.53	21.36

Tabel 4.6: Hasil Penilaian PSNR untuk citra hasil *denoising* basis *Symmlet*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	29.77	25.09	22.21	21.11	32.5	27.33	23.52	21.2
lena	32.42	28.1	25.19	23.55	34.2	29.15	25.07	22.59
smandril	26.38	23.34	21.9	21.08	30.31	25.57	22.46	20.75
aerial	28.48	23.79	21.07	19.81	31.35	26.07	22.42	20.34
airfield	27.38	23.85	21.24	19.93	30.35	25.89	22.47	20.39
airfield2	28.29	25.62	22.98	21.89	31.1	27	23.74	21.66
airplane	32.32	31.41	30.36	29.46	33.94	30.7	27.27	24.57
barisan	29.07	24.28	21.62	20.52	31.99	26.52	22.82	20.72
bridge	26.29	23.12	21.25	20.2	30.09	25.41	22.35	20.45
cameraman	28.63	23.78	20.62	19.2	31.05	26.13	22.18	19.98
clown	31.94	27.26	24.14	22.58	33.85	28.6	24.51	22
couple	29.95	25.76	23.13	21.86	32.43	27.4	23.88	21.5
crowd	31.03	26.24	23.27	21.71	33.18	27.86	23.98	21.65
einstein	30.32	25.53	22.39	21.44	32.51	27.51	23.61	21.22
elaine	30.69	28.36	25.98	24.54	32.38	29.11	25.45	23.03
enny	33.13	28.69	25.71	24.2	34.9	29.61	25.53	22.94
asisten	32.99	29.02	26.25	24.58	34.84	29.75	25.61	23.16
houses	27.68	22.59	19.71	18.34	30.71	25.12	21.39	19.44
kiel	28.05	23.4	21.01	20.17	31.37	26.04	22.58	20.53
lighthouse	28.73	24.7	22.2	20.96	31.55	26.61	23.04	21.2
man	27.87	24.18	21.96	20.84	31.09	26.33	22.98	21.05
manarul	33.34	28.26	25.04	23.44	35.14	29.31	25.09	22.48
melayang	30.07	25.08	22.38	21.02	32.65	27.13	23.31	21.16
mri	31.07	26.11	22.82	20.85	32.95	27.55	23.44	20.96
sabun	33.94	29.25	26.14	24.58	35.47	30.1	25.98	23.29
tank	30.2	27.74	26.2	25.93	32.55	28.64	25.21	23.11
tank2	28.69	26.23	24.44	23.55	31.43	27.57	24.54	22.25
truck	30.63	27.61	25.16	24.56	32.94	28.66	25.06	22.9
trucks	28.17	25.6	23.71	22.84	31.08	27.05	24	21.82
wbl	32.52	27.61	24.88	23.39	34.85	29.09	25.13	22.52
zelda	33.97	29.96	27.16	25.61	35.44	30.41	26.11	23.19
zrobot	32.61	27.33	23.82	21.96	34.3	28.59	24.35	21.86



Tabel 4.7: Hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil *denoising* basis *Daubechies*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	0.85	0.68	0.55	0.50	0.90	0.76	0.56	0.42
lena	0.86	0.77	0.69	0.65	0.88	0.73	0.53	0.39
smandril	0.70	0.45	0.36	0.32	0.87	0.68	0.48	0.36
aerial	0.84	0.65	0.48	0.41	0.90	0.74	0.54	0.42
airfield	0.71	0.57	0.46	0.40	0.82	0.67	0.51	0.40
airfield2	0.70	0.57	0.47	0.43	0.81	0.66	0.48	0.36
airplane	0.72	0.71	0.70	0.69	0.79	0.65	0.47	0.35
barisan	0.86	0.66	0.50	0.43	0.91	0.75	0.55	0.42
bridge	0.73	0.52	0.38	0.33	0.88	0.70	0.51	0.39
cameraman	0.80	0.69	0.58	0.50	0.86	0.70	0.50	0.39
clown	0.85	0.72	0.59	0.53	0.88	0.73	0.54	0.42
couple	0.81	0.65	0.53	0.47	0.88	0.72	0.52	0.39
crowd	0.88	0.74	0.63	0.56	0.90	0.74	0.54	0.42
einstein	0.77	0.64	0.56	0.53	0.84	0.65	0.47	0.33
elaine	0.72	0.67	0.62	0.59	0.79	0.67	0.49	0.38
enny	0.86	0.78	0.72	0.69	0.88	0.71	0.52	0.39
asisten	0.87	0.79	0.72	0.69	0.88	0.73	0.52	0.41
houses	0.85	0.66	0.49	0.41	0.91	0.77	0.59	0.48
kiel	0.80	0.64	0.52	0.49	0.89	0.72	0.52	0.39
lighthouse	0.74	0.61	0.51	0.45	0.87	0.70	0.52	0.40
man	0.75	0.58	0.46	0.41	0.85	0.69	0.50	0.39
manarul	0.90	0.82	0.76	0.72	0.91	0.77	0.59	0.45
melayang	0.87	0.72	0.60	0.55	0.90	0.74	0.54	0.41
mri	0.85	0.72	0.58	0.49	0.88	0.72	0.54	0.43
sabun	0.90	0.83	0.76	0.73	0.90	0.74	0.53	0.39
tank	0.68	0.58	0.53	0.52	0.81	0.63	0.44	0.34
tank2	0.66	0.50	0.41	0.38	0.82	0.64	0.45	0.34
truck	0.75	0.63	0.54	0.52	0.84	0.67	0.47	0.34
trucks	0.70	0.53	0.43	0.39	0.85	0.67	0.48	0.36
wbl	0.93	0.84	0.77	0.75	0.92	0.75	0.53	0.41
zelda	0.88	0.81	0.75	0.72	0.89	0.74	0.54	0.40
zrobot	0.90	0.80	0.70	0.63	0.90	0.73	0.56	0.42

Tabel 4.8: Hasil Penilaian SSIM untuk citra hasil *denoising* basis *Haar*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	0.77	0.59	0.56	0.44	0.87	0.71	0.50	0.38
lena	0.83	0.72	0.62	0.59	0.86	0.70	0.50	0.37
smandril	0.63	0.41	0.33	0.29	0.85	0.66	0.45	0.32
aerial	0.79	0.58	0.42	0.37	0.88	0.70	0.50	0.38
airfield	0.67	0.53	0.41	0.36	0.80	0.65	0.48	0.36
airfield2	0.67	0.54	0.44	0.41	0.80	0.63	0.45	0.34
airplane	0.72	0.70	0.68	0.67	0.78	0.64	0.46	0.34
barisan	0.81	0.59	0.44	0.39	0.88	0.71	0.51	0.38
bridge	0.68	0.46	0.34	0.30	0.86	0.67	0.48	0.36
cameraman	0.80	0.69	0.58	0.52	0.86	0.69	0.49	0.39
clown	0.81	0.67	0.55	0.50	0.87	0.70	0.50	0.38
couple	0.78	0.61	0.48	0.44	0.86	0.69	0.49	0.37
crowd	0.84	0.68	0.56	0.50	0.88	0.70	0.50	0.38
einstein	0.74	0.61	0.53	0.50	0.82	0.64	0.45	0.33
elaine	0.69	0.61	0.55	0.52	0.77	0.63	0.46	0.35
enny	0.83	0.73	0.66	0.63	0.86	0.68	0.49	0.37
asisten	0.84	0.74	0.66	0.62	0.87	0.70	0.50	0.37
houses	0.83	0.63	0.46	0.36	0.90	0.75	0.57	0.45
kiel	0.79	0.62	0.50	0.47	0.88	0.71	0.51	0.38
lighthouse	0.72	0.59	0.48	0.43	0.85	0.68	0.50	0.38
man	0.71	0.53	0.42	0.37	0.83	0.66	0.46	0.36
manarul	0.89	0.80	0.74	0.71	0.90	0.75	0.57	0.44
melayang	0.86	0.70	0.57	0.51	0.89	0.72	0.52	0.39
mri	0.82	0.67	0.54	0.48	0.87	0.70	0.53	0.41
sabun	0.87	0.83	0.76	0.67	0.88	0.70	0.53	0.36
tank	0.65	0.55	0.51	0.50	0.79	0.60	0.42	0.32
tank2	0.61	0.46	0.38	0.36	0.80	0.60	0.42	0.31
truck	0.72	0.58	0.52	0.50	0.82	0.64	0.44	0.33
trucks	0.65	0.48	0.38	0.35	0.83	0.63	0.44	0.33
wbl	0.92	0.83	0.76	0.73	0.92	0.75	0.54	0.40
zelda	0.82	0.71	0.65	0.62	0.86	0.69	0.50	0.36
zrobot	0.87	0.58	0.64	0.58	0.88	0.71	0.50	0.40

Tabel 4.9: Hasil penilaian SSIM untuk citra hasil *denoising* basis *Symmlet*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	0.86	0.70	0.56	0.51	0.90	0.76	0.56	0.38
lena	0.86	0.77	0.70	0.64	0.88	0.73	0.53	0.40
smandril	0.71	0.47	0.36	0.31	0.88	0.70	0.47	0.36
aerial	0.85	0.65	0.49	0.41	0.90	0.74	0.55	0.42
airfield	0.71	0.58	0.46	0.40	0.83	0.68	0.51	0.40
airfield2	0.70	0.57	0.47	0.43	0.82	0.48	0.48	0.36
airplane	0.69	0.70	0.71	0.79	0.36	0.48	0.65	0.72
barisan	0.87	0.67	0.50	0.43	0.91	0.75	0.55	0.41
bridge	0.74	0.52	0.39	0.33	0.88	0.71	0.51	0.39
cameraman	0.80	0.69	0.58	0.52	0.86	0.70	0.50	0.38
clown	0.85	0.72	0.60	0.54	0.89	0.73	0.54	0.41
couple	0.81	0.65	0.53	0.47	0.87	0.71	0.52	0.38
crowd	0.88	0.75	0.63	0.58	0.90	0.74	0.56	0.43
einstein	0.76	0.64	0.56	0.52	0.84	0.66	0.46	0.33
elaine	0.72	0.67	0.62	0.60	0.79	0.67	0.50	0.39
enny	0.86	0.78	0.72	0.69	0.89	0.72	0.53	0.40
asisten	0.87	0.79	0.73	0.69	0.89	0.73	0.52	0.40
houses	0.85	0.67	0.50	0.41	0.91	0.77	0.60	0.49
kiel	0.81	0.64	0.53	0.49	0.89	0.72	0.53	0.38
lighthouse	0.75	0.61	0.51	0.46	0.87	0.69	0.51	0.41
man	0.75	0.59	0.47	0.41	0.85	0.39	0.51	0.38
manarul	0.90	0.82	0.76	0.73	0.91	0.76	0.57	0.44
melayang	0.87	0.73	0.61	0.56	0.90	0.73	0.54	0.42
mri	0.85	0.71	0.58	0.50	0.88	0.73	0.55	0.43
sabun	0.90	0.83	0.77	0.73	0.90	0.75	0.54	0.40
tank	0.68	0.58	0.54	0.52	0.81	0.63	0.44	0.33
tank2	0.66	0.51	0.41	0.38	0.83	0.65	0.46	0.33
truck	0.76	0.63	0.55	0.52	0.85	0.67	0.47	0.35
trucks	0.70	0.54	0.43	0.39	0.85	0.67	0.48	0.35
wbl	0.93	0.84	0.77	0.74	0.92	0.75	0.55	0.40
zelda	0.88	0.81	0.75	0.72	0.89	0.74	0.54	0.39
zrobot	0.90	0.80	0.70	0.64	0.90	0.74	0.55	0.43



Tabel 4.10: Nilai *blur* untuk citra barbara, lena, dan smandrill pada setiap  $\sigma_n$

Citra	Metode	$\sigma_n$	Basis wavelet		
			Daubechies	Haar	Symmlet
Barbara	Usulan	10	0.343023	0.223712	0.324662
		25	0.456431	0.210137	0.442822
		50	0.632327	0.163179	0.640908
		75	0.722039	0.13225	0.767888
	AntShrink	10	0.269481	0.23994	0.265048
		25	0.255474	0.215227	0.251169
		50	0.217169	0.182664	0.215614
		75	0.188883	0.164493	0.166372
Lena	Usulan	10	0.486984	0.315502	0.489523
		25	0.586111	0.246339	0.605164
		50	0.67491	0.178904	0.722386
		75	0.723167	0.135143	0.772136
	AntShrink	10	0.367647	0.323012	0.364584
		25	0.317042	0.260512	0.307294
		50	0.239768	0.200883	0.242065
		75	0.199611	0.171044	0.201934
Smandril	Usulan	10	0.363188	0.235148	0.357723
		25	0.411784	0.213262	0.52404
		50	0.662202	0.147717	0.700133
		75	0.721539	0.119475	0.774041
	AntShrink	10	0.257786	0.233539	0.254197
		25	0.254309	0.217978	0.250367
		50	0.227162	0.183884	0.215288
		75	0.181122	0.158065	0.185221

Tabel 4.11: Hasil penilaian NQM untuk citra hasil *denoising* basis *Daubechies*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	27.53	19.86	14.15	11.61	30.31	23.29	17.74	14.79
lena	28.15	20.12	14.66	11.77	30.16	22.93	17.78	14.98
smandril	17.63	10.95	7.74	6.19	21.89	14.95	10.66	8.60
aerial	24.54	17.01	10.41	7.04	25.46	18.93	13.86	10.73
airfield	28.40	20.87	14.92	11.66	29.96	23.14	17.75	14.76
airfield2	29.88	22.75	16.52	12.68	31.30	24.42	19.04	15.70
airplane	27.46	21.19	16.48	13.68	30.57	23.64	18.66	15.68
barisan	29.66	20.48	13.87	10.81	30.75	23.23	17.45	14.52
bridge	28.54	19.84	13.70	10.83	30.24	22.89	17.25	14.50
cameraman	23.25	15.86	10.34	7.62	25.49	18.74	13.65	11.05
clown	31.13	22.40	16.26	13.24	32.90	25.45	19.79	16.70
couple	26.42	18.45	12.63	9.68	28.14	21.34	16.06	13.16
crowd	29.95	21.05	14.53	11.11	31.26	23.36	17.63	14.67
einstein	19.40	12.37	7.34	5.39	21.92	15.18	10.44	8.15
elaine	25.78	19.04	13.70	11.01	28.25	21.68	16.77	13.96
enny	29.20	21.29	15.52	12.85	30.65	24.10	18.97	16.18
asisten	29.16	20.92	15.61	13.08	31.06	24.00	18.74	15.94
houses	31.01	22.76	15.64	12.32	31.93	24.90	19.09	15.79
kiel	23.93	16.92	11.21	8.22	25.57	19.18	13.95	11.29
lighthouse	26.22	18.35	13.63	11.01	28.08	21.47	16.45	13.62
man	29.80	21.02	14.94	12.01	31.94	24.15	18.63	15.68
manarul	30.24	22.35	16.78	13.49	31.23	24.83	19.72	17.03
melayang	30.83	22.35	15.92	12.72	31.99	25.00	19.26	16.27
mri	22.77	14.87	10.03	7.48	25.28	17.80	13.09	10.20
sabun	32.78	24.56	18.61	15.07	33.87	27.10	21.45	18.36
tank	17.89	10.85	6.86	5.27	20.80	14.13	9.83	7.68
tank2	19.88	11.39	6.47	4.24	22.32	15.32	10.10	7.61
truck	21.20	13.51	8.52	6.54	23.68	16.91	11.98	9.39
trucks	25.01	16.65	10.97	8.77	27.32	20.05	14.64	11.84
wbl	28.88	21.76	16.01	13.31	29.87	24.04	18.82	16.19
zelda	27.08	19.27	13.89	11.67	29.17	22.00	17.10	14.37
zrobot	32.05	23.49	16.90	13.84	33.32	25.93	20.28	17.16

Tabel 4.12: Hasil penilaian NQM untuk citra hasil *denoising* basis *Haar*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	25.89	19.04	13.57	10.89	29.57	23.15	17.60	14.55
lena	27.28	19.85	14.27	11.06	29.89	23.42	17.79	14.92
smandril	15.97	10.28	7.27	5.75	21.06	14.69	10.38	8.22
aerial	22.62	14.68	8.70	5.76	25.35	18.81	13.39	10.32
airfield	26.29	19.21	13.56	10.52	29.52	22.74	17.65	14.67
airfield2	28.88	21.75	15.51	11.89	31.36	24.53	18.99	15.82
airplane	25.93	21.15	16.63	13.54	30.23	23.85	19.32	16.31
barisan	27.43	19.00	12.91	10.14	30.52	23.06	17.38	14.29
bridge	25.81	18.17	12.83	10.30	29.82	22.58	17.29	14.23
cameraman	22.64	16.12	10.52	7.88	25.87	19.16	14.39	11.59
clown	29.75	21.55	15.83	12.92	32.62	25.26	19.96	16.72
couple	25.26	17.65	12.10	9.19	28.23	21.35	16.24	13.16
crowd	28.09	19.53	13.50	10.45	30.87	23.40	17.70	14.72
einstein	17.93	11.55	7.16	5.58	21.79	15.27	10.89	8.43
elaine	24.51	18.17	12.98	10.12	27.83	21.58	16.73	13.64
enny	28.27	21.14	15.97	13.22	30.60	24.13	19.56	16.59
asisten	28.82	21.14	15.55	12.64	31.22	24.28	19.03	15.93
houses	29.51	21.33	14.83	11.38	31.84	24.69	18.91	15.58
kiel	23.01	15.55	10.20	7.67	25.60	19.32	14.20	11.38
lighthouse	24.87	17.98	13.32	10.77	27.96	21.70	16.70	13.89
man	27.96	19.90	14.43	11.40	31.61	23.99	18.56	15.58
manarul	29.45	22.28	16.84	14.12	31.37	25.06	19.86	17.13
melayang	29.58	21.35	15.31	12.29	32.27	24.99	19.32	16.27
mri	21.71	14.41	9.93	7.20	25.22	18.06	13.31	10.53
sabun	31.38	23.61	17.77	14.43	33.73	26.86	21.36	18.32
tank	16.38	10.34	6.76	5.34	20.00	14.16	10.21	8.22
tank2	17.28	9.92	5.50	3.81	21.82	14.62	9.87	7.31
truck	19.62	12.30	7.95	6.03	23.44	16.54	11.79	9.19
trucks	22.50	15.17	10.01	7.89	26.75	19.50	14.46	11.42
wbl	28.37	21.70	15.77	12.94	30.43	24.42	19.58	16.51
zelda	26.23	18.89	13.73	10.88	28.98	22.12	17.05	14.27
zrobot	30.64	13.23	16.36	12.95	33.13	25.95	20.26	17.45



Tabel 4.13: Hasil penilaian NQM untuk citra hasil *denoising* basis *Symmlet*

Citra	$\sigma_n$ pada metode usulan				$\sigma_n$ pada metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
barbara	27.60	20.30	14.50	11.59	30.14	23.17	17.86	14.72
lena	28.02	20.43	14.82	11.82	29.83	22.93	17.70	14.99
smandril	17.94	11.46	8.02	6.41	21.92	15.01	10.57	8.45
aerial	24.75	16.98	10.79	7.41	25.67	19.12	13.79	10.86
airfield	28.56	20.99	15.16	11.84	29.89	23.13	17.81	14.73
airfield2	29.91	22.93	16.61	13.04	31.39	19.09	18.95	15.88
airplane	27.59	21.51	16.78	13.94	30.31	23.54	18.60	15.99
barisan	29.50	20.88	14.32	11.00	31.05	23.32	17.47	14.57
bridge	28.66	20.27	14.13	10.85	30.30	23.08	17.54	14.48
cameraman	22.90	15.69	10.45	7.98	25.33	18.54	13.58	11.03
clown	30.83	22.48	16.78	13.61	32.63	25.38	19.87	16.82
couple	26.53	18.93	12.95	9.72	28.15	21.36	16.04	13.06
crowd	30.05	21.36	14.89	11.62	31.25	23.51	17.89	14.67
einstein	18.76	11.09	6.68	5.25	21.81	15.15	10.48	7.87
elaine	25.66	19.31	14.08	11.45	28.13	21.63	17.01	14.20
enny	28.98	21.59	15.90	13.22	30.70	24.22	19.08	16.32
asisten	28.99	21.22	15.99	13.04	31.05	23.98	18.80	16.18
houses	30.99	22.84	16.30	12.78	31.92	24.76	19.34	16.10
kiel	23.99	17.04	11.28	8.38	25.21	19.21	14.19	11.37
lighthouse	26.17	18.62	13.74	11.06	28.14	21.26	16.65	13.77
man	29.76	21.33	15.32	12.30	31.92	15.80	18.76	15.51
manarul	30.22	22.62	17.09	14.12	31.38	24.86	19.72	16.90
melayang	30.78	22.17	16.28	13.00	32.24	24.78	19.43	16.28
mri	22.37	14.69	10.09	7.76	25.15	17.69	13.04	10.59
sabun	32.41	24.86	18.65	15.41	33.94	26.93	21.41	18.37
tank	18.06	11.13	7.14	5.44	20.60	14.24	10.04	7.72
tank2	20.27	11.91	6.59	4.35	22.45	15.39	10.14	7.65
truck	21.53	14.01	8.97	6.64	23.70	17.18	11.87	9.63
trucks	25.06	16.96	11.27	8.98	27.25	20.12	14.83	12.01
wbl	28.67	22.10	16.38	13.09	29.79	24.19	19.22	16.40
zelda	26.87	19.35	14.09	11.54	29.23	22.14	17.23	14.37
zrobot	31.69	23.64	17.50	14.17	33.21	25.84	20.16	17.25

Tabel 4.14: Hasil penghitungan *error* estimasi varian *noise*

Basis <i>wavelet</i>	Rata-rata error estimasi varian <i>noise</i> setiap $\sigma_n$							
	Metode usulan				Metode AntShrink			
	10	25	50	75	10	25	50	75
Daubechies	1.56	1.12	1.05	1.06	0.89	0.61	0.51	0.79
Haar	2.10	1.51	1.06	1.31	1.13	0.79	0.82	0.53
Symmlet	1.20	1.13	1.09	1.51	0.71	0.62	0.51	1.09

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

## BAB V

### KESIMPULAN

Pada bab terakhir penelitian ini, kesimpulan hasil penelitian yang dilakukan melalui percobaan dimuat pada bagian ini. Hal lain yang tercantum pada bab ini adalah saran untuk penelitian selanjutnya sehingga penelitian yang dilakukan dapat dikembangkan untuk hal yang lebih bermanfaat.

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa kesimpulan yang dapat diuraikan. Uraian kesimpulan- kesimpulan tersebut antara lain:

1. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan menunjukkan kualitas citra secara visual yang masih kalah unggul dibandingkan dengan citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink.
2. Berdasarkan evaluasi citra hasil *denoising* oleh metode MSE dan PSNR, citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink unggul terhadap citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada  $10 \leq \sigma_n \leq 50$ , sedangkan pada  $\sigma_n > 50$  citra hasil *denoising* oleh usulan menunjukkan keunggulan terhadap citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink.
3. Pada penilaian MSE untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar menunjukkan nilai rata-rata hasil penilaian yang lebih rata. Pembuktian dapat dilihat pada grafik hasil rata-rata penilaian yang ditunjukkan pada gambar 4.2, bentuk grafik tersebut berbeda dengan hasil pada basis Daubechies (gambar 4.1) dan basis Symmlet (gambar 4.3).
4. Penilaian MSE mendukung citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang memiliki resolusi tinggi atau berukuran  $1024 \times 1024$  piksel. Subbab 4.1 menunjukkan hasil penilaian MSE untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan yang selalu lebih kecil daripada citra hasil *denoising* oleh metode Antshrink.



5. Hasil penilaian MSE mempengaruhi hasil penilaian oleh PSNR. Berdasarkan hasil pada tabel 4.1, 4.2, dan 4.3 yang dibandingkan dengan hasil pada tabel 4.4, 4.5, dan 4.6 terlihat jelas semakin besar nilai dari MSE maka semakin kecil nilai dari PSNR.
6. Pada penilaian PSNR. metode usulan lebih mampu mengatasi kasus *noise* yang besar daripada metode AntShrink. Hal tersebut dibuktikan pada subbab 4.2.4 yang menunjukkan pada  $\sigma_n = 425$ , hasil dari metode usulan adalah 18.57 dB dan hasil dari metode AntShrink adalah 9.76 dB.
7. Citra cameraman adalah citra yang mengalami hasil *denoising* oleh metode usulan yang paling rendah. Pada penilaian PSNR yang ditunjukkan pada tabel 4.4, 4.5, dan 4.6 citra cameraman hasil *denoising* oleh metode usulan menunjukkan nilai hasil penilaian yang masih di bawah metode AntShrink untuk  $10 \leq \sigma_n \leq 75$ .
8. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Daubechies dan Symmlet cenderung menghasilkan efek *blur* yang lebih banyak untuk setiap nilai standar deviasi  $\sigma_n$  yang lebih besar. Hal tersebut terbukti pada tabel 4.10, sebagai contoh nilai blur pada citra barbara untuk  $\sigma_n = 10$  adalah xx dan  $\sigma_n = 75$  adalah yy.
9. Citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar tidak mengakibatkan efek *blur* yang semakin banyak pada setiap  $\sigma_n$  yang lebih besar karena hasil pada tabel 4.10 menunjukkan citra hasil *denoising* oleh metode usulan pada basis Haar menunjukkan nilai *blur* yang semakin kecil meskipun kualitas citra secara visual mengalami penurunan.
10. Hasil penilaian SSIM menunjukkan citra hasil *denoising* oleh metode usulan memiliki keunggulan terhadap metode AntShrink yang lebih awal daripada penilaian PSNR. Gambar 4.10, 4.11, dan 4.12 menunjukkan rata-rata dari hasil penilaian untuk hasil *denoising* oleh metode usulan mampu unggul terhadap metode AntShrink pada  $\sigma_n > 25$ , hal tersebut berbeda dengan hasil penilaian PSNR yang menunjukkan hasil *denoising* oleh metode usulan mampu unggul terhadap metode AntShrink pada  $\sigma_n > 50$ .
11. Basis Haar menghasilkan penilaian MSE, PSNR, dan SSIM yang paling kecil di antara tiga basis *wavelet* yang digunakan. Pengaruh basis

Haar tersebut terlihat bahwa pada penilaian MSE (subbab 4.1), PSNR (subbab 4.2), dan SSIM (subbab 4.3) selalu menunjukkan nilai yang selalu paling kecil untuk hasil *denoising* dari basis Haar di antara ketiga basis *wavelet* yang digunakan pada penelitian.

12. Hasil *denoising* oleh metode usulan tidak pernah unggul dari metode AntShrink berdasarkan penilaian NQM. Hal tersebut dibuktikan pada gambar 4.17, 4.18, dan 4.19 yang menunjukkan posisi grafik rata-rata hasil penilaian NQM untuk hasil metode usulan selalu berada di bawah posisi grafik rata-rata hasil metode AntShrink.
13. Hasil penilaian oleh PSNR lebih reliabel dibandingkan NQM. PSNR dan NQM yang merupakan metode evaluasi kualitas citra yang menggunakan faktor distorsi *noise* menunjukkan penilaian yang berbeda. Berdasarkan subbab 4.2.4 dan 4.4.4, citra hasil *denoising* oleh metode usulan tidak menunjukkan sisa *noise* sedangkan hasil metode AntShrink menunjukkan sisa *noise* pada  $\sigma_n = 425$ . Dari hasil tersebut, PSNR memberikan penilaian yang lebih tinggi untuk citra hasil *denoising* oleh metode usulan namun NQM justru memberikan penilaian yang lebih tinggi untuk citra hasil *denoising* oleh metode AntShrink.
14. Penilaian NQM cenderung lebih rendah daripada penilaian PSNR. Perbandingan antara tabel 4.11, 4.12, dan 4.13 dengan tabel 4.4, 4.5, dan 4.6 menunjukkan hasil penilaian PSNR lebih tinggi daripada penilaian NQM.

## 5.2 Penelitian lanjutan

Penelitian yang dapat dilakukan selanjutnya adalah penggunaan perbandingan intensitas dari blok-blok citra untuk estimasi varian *noise* adaptif  $\sigma_n = \sigma_m \sqrt{(\log \overline{M})}$  sehingga *smoothing* yang berlebihan dan kelemahan terhadap kasus *noise* yang kecil dapat dicegah.

Pada segi ketidakwajaran metode pengukuran SSIM, analisa yang lebih mendalam terhadap metode yang diusulkan diperlukan supaya penelitian menjadi koreksi bagi metode pengukuran SSIM. Analisa tersebut dapat berupa pengamatan hasil koefisien *wavelet* yang telah mengalami *denoising* terhadap pemetaan pengukuran SSIM.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]



LAMPIRAN

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

# LAMPIRAN A

## Citra asli dan citra hasil *denoising* dengan basis Daubechies



(a) Barbara - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$

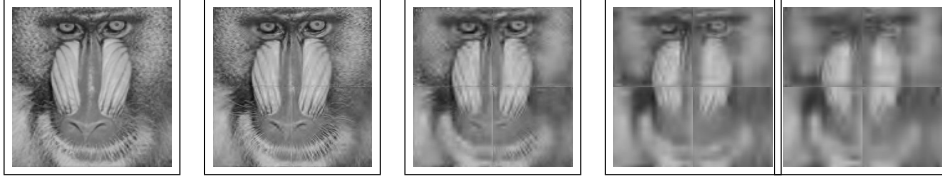


(a) Lena - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$

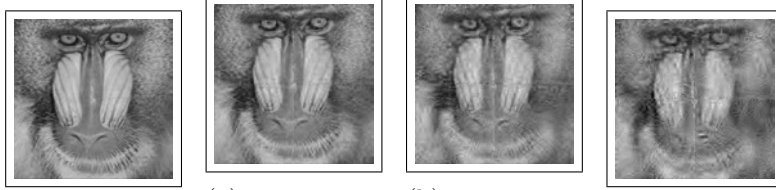


(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$





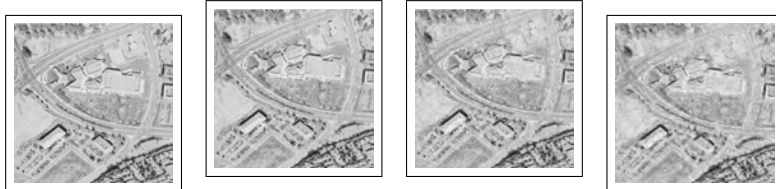
(a) Smandril - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Aerial - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



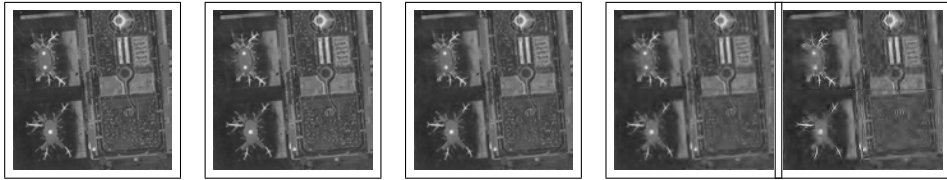
(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



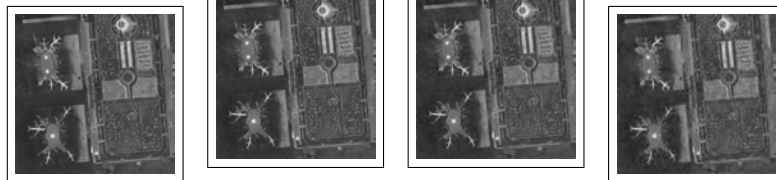
(a) Airfield - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



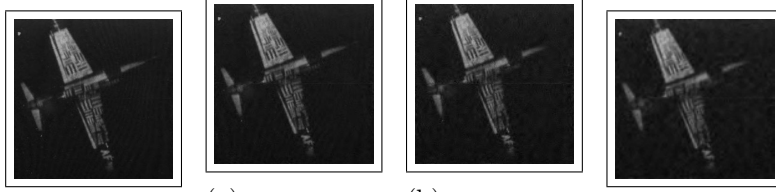
(a) Airfield2 - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Airplane - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Barisan - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$





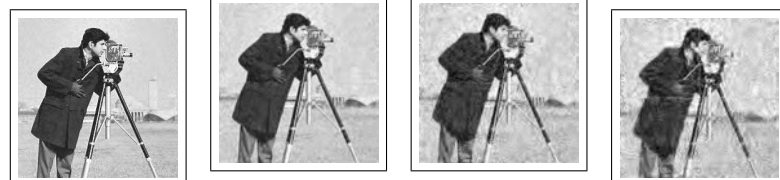
(a) Bridge - asli (b) usulan -  $\sigma_n = 10$  (c) usulan -  $\sigma_n = 25$  (d) usulan -  $\sigma_n = 50$  (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$  (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$  (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$  (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Cameraman - asli (b) usulan -  $\sigma_n = 10$  (c) usulan -  $\sigma_n = 25$  (d) usulan -  $\sigma_n = 50$  (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$  (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$  (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$  (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Clown - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Couple - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



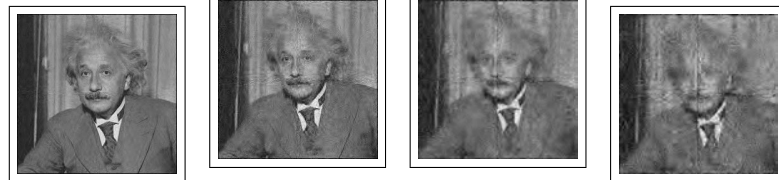
(a) Crowd - asli (b) usulan -  $\sigma_n = 10$  (c) usulan -  $\sigma_n = 25$  (d) usulan -  $\sigma_n = 50$  (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$  (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$  (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$  (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Einstein - asli (b) usulan -  $\sigma_n = 10$  (c) usulan -  $\sigma_n = 25$  (d) usulan -  $\sigma_n = 50$  (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$  (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$  (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$  (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$





(a) Elaine - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Enny - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Asisten - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



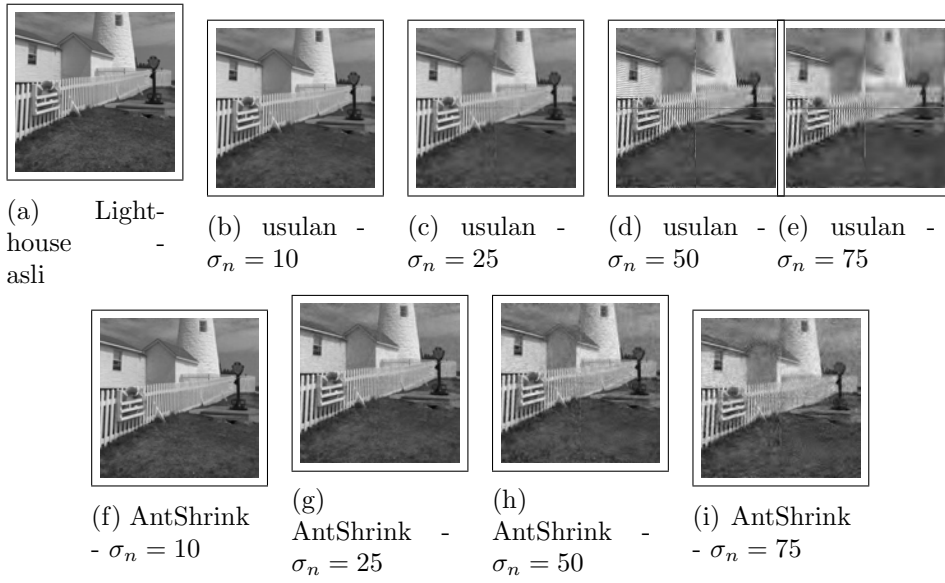
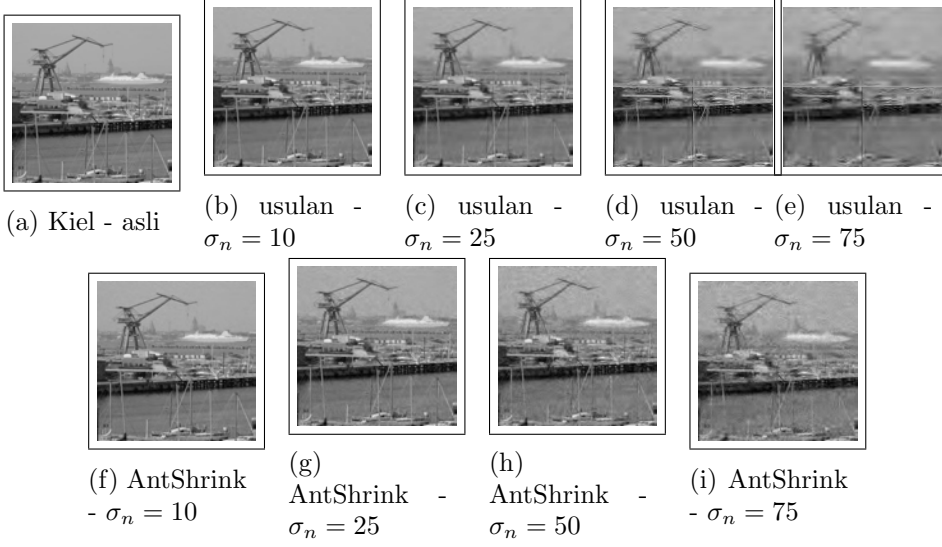
(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



(a) Houses - asli      (b) usulan -  $\sigma_n = 10$       (c) usulan -  $\sigma_n = 25$       (d) usulan -  $\sigma_n = 50$       (e) usulan -  $\sigma_n = 75$



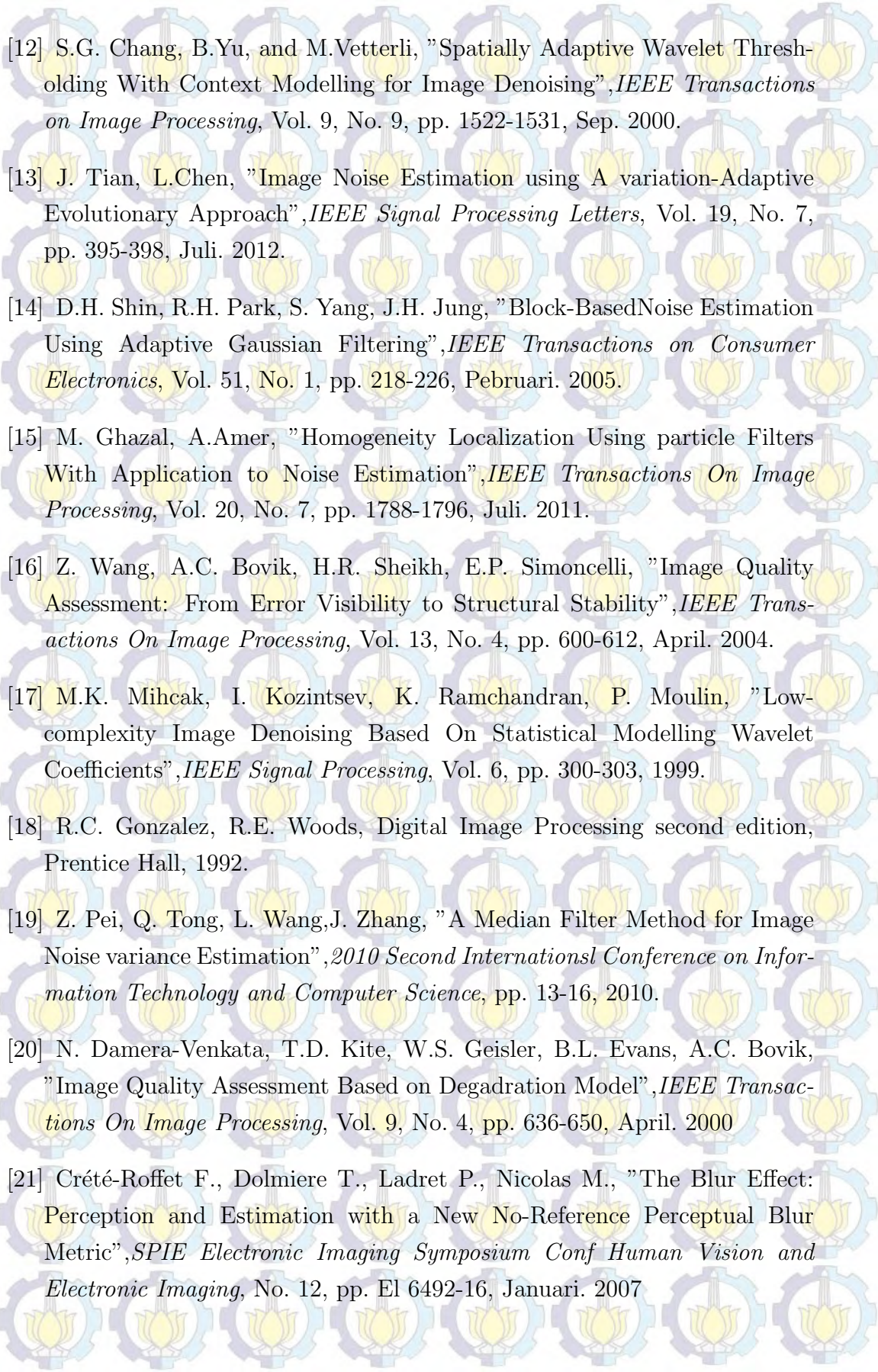
(f) AntShrink -  $\sigma_n = 10$       (g) AntShrink -  $\sigma_n = 25$       (h) AntShrink -  $\sigma_n = 50$       (i) AntShrink -  $\sigma_n = 75$



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Jing and Y. Weiyu Yu and M. Lihong, "AntShrink: Ant Colony Optimization for image shrinkage", *PATTERN RECOGNITION LETTERS*, Vol. 31. pp. 1751-1758, Januari. 2010
- [2] H. Om, M. Biswas, MMSE Based MAP Estimation for Image Denoising, "*Optics and Laser Technology*", Vol 57. pp 252-264, 2014
- [3] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage", *Biometrika*, Vol. 80. pp. 425-455, Agustus. 1994
- [4] D. L. Donoho, "De-Noising by Soft-Thresholding", *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 41. No.3. pp. 613-627, May. 1995
- [5] Al Bovik, *Image and Video Processing*, Academic Press, 2000.
- [6] G. Chen and W.P. Zhu and W. Xie, "Wavelet-based Image Denoising Using Three Scales of Dependency", *IET Image Processing*, Vol. 6. No.6. pp. 756-760, Oktober 2011
- [7] Levent Sendur and Ivan W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet-Based Denosing Exploiting Interscale Dependency", *IEEE Transactions on Signal processing*, Vol. 50. No.11. pp. 2744-2756, 2002
- [8] Z. Youlian and H. Cheng, "Image Denoising Algorithm Based on PSO Optimizing Structuring Element", *IEEE 24th Chinese Control and Decision Conference* , pp. 2404-2408, 2012
- [9] S. Jamal, H.M. Mohammad, and F. Karim, "A New Wavelet-based Fuzzy Single and Multi-Channel Image Denoising", *Image and Vision Computing*, Vol. 28. pp. 1611-1623, 2010.
- [10] M. Hashemi and S. Behesti, "Adaptive Noise Variance Estimation in BayesShrink", *IEEE Signal Processing*, 17th Vol. No. 1 pp. 12-15, 2010.
- [11] S.G. Chang, B.Yu, and M.Vetterli, "Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 9, pp. 1532-1546, Sep. 2000.



- 
- [12] S.G. Chang, B.Yu, and M.Vetterli, "Spatially Adaptive Wavelet Thresholding With Context Modelling for Image Denoising", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 9, pp. 1522-1531, Sep. 2000.
- [13] J. Tian, L.Chen, "Image Noise Estimation using A variation-Adaptive Evolutionary Approach", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 19, No. 7, pp. 395-398, Juli. 2012.
- [14] D.H. Shin, R.H. Park, S. Yang, J.H. Jung, "Block-Based Noise Estimation Using Adaptive Gaussian Filtering", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 51, No. 1, pp. 218-226, Pebruari. 2005.
- [15] M. Ghazal, A.Amer, "Homogeneity Localization Using particle Filters With Application to Noise Estimation", *IEEE Transactions On Image Processing*, Vol. 20, No. 7, pp. 1788-1796, Juli. 2011.
- [16] Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, E.P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Stability", *IEEE Transactions On Image Processing*, Vol. 13, No. 4, pp. 600-612, April. 2004.
- [17] M.K. Mihcak, I. Kozintsev, K. Ramchandran, P. Moulin, "Low-complexity Image Denoising Based On Statistical Modelling Wavelet Coefficients", *IEEE Signal Processing*, Vol. 6, pp. 300-303, 1999.
- [18] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, Digital Image Processing second edition, Prentice Hall, 1992.
- [19] Z. Pei, Q. Tong, L. Wang, J. Zhang, "A Median Filter Method for Image Noise variance Estimation", *2010 Second International Conference on Information Technology and Computer Science*, pp. 13-16, 2010.
- [20] N. Damera-Venkata, T.D. Kite, W.S. Geisler, B.L. Evans, A.C. Bovik, "Image Quality Assessment Based on Degradation Model", *IEEE Transactions On Image Processing*, Vol. 9, No. 4, pp. 636-650, April. 2000
- [21] Cr  t  -Roffet F., Dolmiere T., Ladret P., Nicolas M., "The Blur Effect: Perception and Estimation with a New No-Reference Perceptual Blur Metric", *SPIE Electronic Imaging Symposium Conf Human Vision and Electronic Imaging*, No. 12, pp. El 6492-16, Januari. 2007



## LAMPIRAN D

### Biodata Penulis



**Septian Enggar Sukmana**, lahir di Blitar 1 September 1989. Anak sulung dari dua bersaudara ini memulai pendidikan formal di SDN Sananwetan IV Blitar pada tahun 1996, enam tahun berikutnya melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 1 Blitar selama tiga tahun (2002-2005) dan dilanjutkan di SMA Negeri 1 Blitar selama tiga tahun (2005-2008). Pendidikan Strata-1 ditempuh di Teknik Elektro, Universitas Negeri Malang

pada tahun 2008 - 2012 dan Strata-2 ditempuh di bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Pria yang biasa dipanggil Enggar ini memulai karir sebagai asisten praktikum pemrograman visual dan praktikum pemrograman web di Jurusan Teknik Elektro Universitas Negeri Malang. Karir sebagai programmer dilakoni sebagai *web apps. developer* di PT EduMedia Nusantara dan programmer *mobile apps. developer* di CV X23 Xplore. Karir yang lainnya adalah guru mata kuliah produktif Teknik Komputer dan Jaringan di SMK PGRI 3 Kota Blitar. Bidang penelitian yang diminati oleh penggemar nasi goreng ini adalah pengolahan citra, visi komputer, dan komputasi lunak.